

А.І. Купін, А.О. Сенько, Б.С. Мисько

УДК 681.51: 622.7  
ББК 32.813  
К 78

# Ідентифікація та автоматизоване керування в умовах процесів збагачувальної технології на основі методів обчислювального інтелекту

Рекомендовано до друку вченою радою Криворізького національного університету (протокол №5 від 30.01.2018)

Рецензенти:

А.І. Жученко, д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри автоматизації хімічних процесів НТУУ «КПІ» (м. Київ)

В.В. Ткачов, д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри автоматизації та комп'ютерних систем НУ «Дніпровська політехніка» (м. Дніпро)

Г.Ф. Кривуля, д-р техн. наук, професор кафедри автоматизованого проектування засобів обчислювальної техніки ХНУРЕ (м. Харків)

Купін А.І., Сенько А.О., Мисько Б.С.

К 78 Ідентифікація та автоматизоване керування в умовах процесів збагачувальної технології на основі методів обчислювального інтелекту. – Кривий Ріг: Видавець ФОП Чернявський Д.О., 2018. – 298 с.

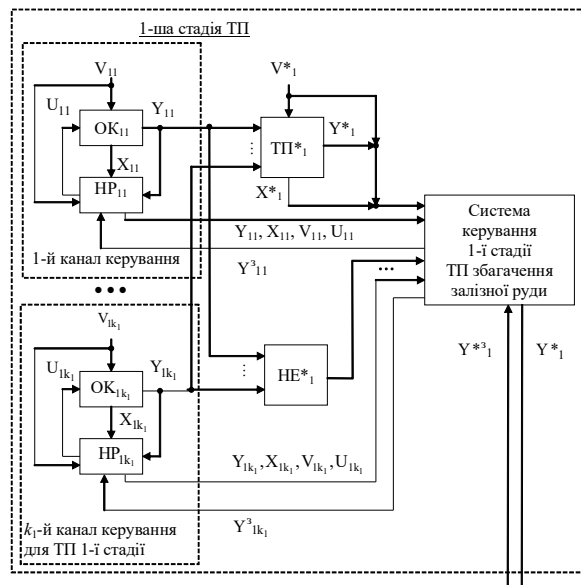
ISBN 978-617-7784-04-2

Друге видання монографії, перероблене та доповнене. Досліджено питання здійснення ідентифікації із застосуванням нейромережових підходів у складі інтелектуальних систем керування технологічними процесами збагачувальної технології. Запропоновано низку типових нейроструктур на основі авторегресійних предикторів та методику їх застосування в промислових умовах. Проведено комп'ютерне моделювання процедур ідентифікації із застосуванням програмного забезпечення сучасних нейромуляторів.

Книга розрахована на широке коло науковців, спеціалістів та аспірантів, які цікавляться застосуванням методів нейрокібернетики в задачах автоматизованого керування складними системами на прикладі технологічних процесів збагачення магнетитових кварцитів, і є корисною для викладачів і студентів вищих навчальних закладів зі спеціальностей за галузями знань: “автоматика та приладобудування”, “інформаційні технології” тощо.

ББК 32.813

©А.І.Купін, А.О.Сенько, Б.С.Мисько, 2018



Кривий Ріг  
2018

## ЗМІСТ

Список скорочень.....	7
Передмова.....	11
Вступ.....	13
<b>1. Аналіз проблеми застосування інтелектуальних технологій у галузі автоматизації процесів збагачення.....</b>	<b>17</b>
1.1. Актуальність дослідження проблеми.....	17
1.2. Огляд поширених підходів щодо автоматизації ТП збагачення....	20
1.3. Обґрунтування застосування технологій штучного інтелекту для автоматизації ТП збагачення магнетитових кварцитів.....	22
1.3.1. Основні напрями досліджень та розробок в галузі ІСК.....	24
1.3.2. Загальні відомості про штучні нейронмережі.....	25
1.3.3. Базові архітектури нейронмереж.....	30
1.3.4. Навчання штучних нейронмереж.....	35
1.3.5. Властивості штучних нейронмереж.....	39
1.3.6. Застосування штучних нейронмереж для вирішення завдань керування.....	41
1.4. Обґрунтування необхідності застосування генетичних алгоритмів оптимізації.....	46
1.5. Постановка завдання для досліджень.....	48
1.6. Висновки до першого розділу.....	49
<b>2. Концепція інтелектуального керування технологічними процесами магнітного збагачення.....</b>	<b>51</b>
2.1. Загальна характеристика ТП збагачення як об'єкту автоматизації.....	51
2.2. Сімпліціальний аналіз інформаційних та керуючих потоків і зв'язків в умовах збагачувальної фабрики.....	51
2.3. Локальні технологічні процеси та стадії збагачення магнетитових кварцитів як об'єкти керування.....	57
2.4. Критерії керування технологічними процесами збагачення.....	60
2.5. Загальна методологія побудови АСК ТП збагачення залізної руди та місце в ній ІСК.....	63
2.6. Теоретичні підходи щодо застосування інтелектуальних технологій нейрокібернетики для керування секцією РЗФ.....	68

2.7. Принципи застосування нейрокерування в умовах нечіткого представлення вхідної інформації.....	73
2.8. Оцінка статистичних параметрів нейроструктур.....	77
2.9. Висновки до другого розділу.....	81
<b>3. Інтелектуальна ідентифікація ТП магнітного збагачення на основі нейронмережевого підходу.....</b>	<b>83</b>
3.1. Аналіз основних альтернатив для інтелектуальної структурної ідентифікації ТП збагачення.....	84
3.2. Теоретичні основи інтелектуальної нейронмережевої ідентифікації ТП збагачення як багатовимірних систем.....	89
3.3. Загальна методологія інтелектуальної нейронмережевої ідентифікації ТП збагачення як багатовимірних систем.....	94
3.3.1. Проведення експерименту і попередня обробка отриманих даних.....	94
3.3.2. Вибір модельної структури.....	101
3.3.3. Структурна оптимізація моделі.....	103
3.3.4. Прийняття рішення про адекватність модельної структури.....	105
3.4. Методи навчання багатовимірних нейронмережевих структур.....	106
3.4.1. Метод Гауса-Ньютона.....	107
3.4.2. Метод Левенберга-Маркардта.....	109
3.4.3. Метод сполученого градієнту.....	111
3.5. Дослідження багатовимірних моделей інтелектуальної нейронмережевої ідентифікації ТП збагачення.....	112
3.5.1. Вибір методу навчання.....	112
3.5.2. Дослідження глибини регресії.....	115
3.5.3. Дослідження обсягу прихованого шару.....	117
3.5.4. Дослідження властивостей моделей.....	118
3.5.5. Тестування отриманих моделей на не лінійність.....	124
3.6. Перспективи застосування інтелектуальних моделей ідентифікації для ТП збагачення.....	126
3.7. Висновки до третього розділу.....	131
<b>4. Синтез інтелектуальних систем для автоматизованого керування локальними процесами, стадіями та комплексом збагачення</b>	<b>133</b>
4.1. Вибір стратегії реалізації інтелектуального нейронмережевого керування на різних рівнях ієрархії	133
4.2. Обґрунтування вибору загального принципу параметризації однокана-	134

льних нейромережових систем інтелектуально-го керування	
4.3. Дослідження одноканальних нейромережових систем ін-телектуального керування на прикладі процесу подрібнення	135
4.3.1. Послідовні схеми інтелектуального керування	139
4.3.2. Паралельна схема керування з ПІД-нейроконтролером	145
4.3.3. Паралельні схеми нейромережових контролерів із само-налаштуванням коефіцієнтів	147
4.3.4. Система керування з емулятором і контролером	149
4.3.5. Екстремальне інтелектуальне керування	150
4.3.6. Система інтелектуального керування із застосуванням фільтрів, прямих та інверсних моделей	152
4.3.7. Комп'ютерне моделювання одноканальних схем нейрокерування	153
4.4. Нейрокерування локальним ТП магнітної сепарації	159
4.5. Розробка нейромережної структури для реалізації інтелектуального керування процесом збагачення в умовах багатовимірності	168
4.6. Розробка комбінованої багатоканальної інтелектуальної системи на основі нової класифікації та інверсно-прогнозуючого керування в умовах ТП збагачення	175
4.7. Висновки до четвертого розділу	181
<b>5. Розробка, оптимізація та моделювання інтелектуальних алгоритмів для автоматизованого керування процесами збагачення</b>	182
5.1. Розробка узагальненого алгоритму роботи ІСК	182
5.2. Дослідження властивостей обумовленості завдання оптимізації	188
5.3. Реалізація способу інтелектуального керування ТП із застосуванням оптимізації на основі еволюційних підходів	197
5.4. Реалізація способу інтелектуального керування із застосуванням процедур кластеризації та нейромережової класифікації	211
5.5. Комп'ютерне моделювання процесу прийняття рішення із застосуванням інтелектуальних процедур кластеризації та класифікації	218
5.6. Побудова імітаційної моделі роботи оптимізаційного алгоритму ІСК	224
5.7. Висновки до п'ятого розділу	229
<b>6. Програмно-технічна реалізація інтелектуальної системи автоматизованого керування комплексом технологічних процесів збагачення залізної руди</b>	231
6.1. Загальні принципи та структурна схема реалізації ІСК	231
6.2. Програмна реалізація ІСК	234
6.2.1. Вибір нейроеммуляторів	234

6.2.2. Реалізація прототипу ІСК із застосуванням нейросимуляторів	243
6.3. Апаратна реалізація ІСК	246
6.3.1. Огляд, класифікація та основні характеристики поширених нейрочипів	247
6.3.2. Оцінка можливостей застосування у складі ІСК нейро-сигнальних процесорів сімейства NeuroMatrix	252
6.3.3. Прототипи побудови ІСК із застосуванням сигнальних нейропроцесорів сімейства NeuroMatrix	259
6.4. Економічне обґрунтування застосування ІСК	261
6.5. Перспективи та напрями подальших досліджень	264
6.6. Висновки до шостого розділу	264
<b>Підсумок</b>	266
<b>Список літератури</b>	269

## СПИСОК СКОРОЧЕНЬ

АСК – автоматизована система керування;  
АСКП – автоматизована система керування підприємством;  
АСК ТП – автоматизована система керування технологічним процесом;  
БД – база даних;  
БНЛ – блок нечіткої логіки;  
ВАТ – відкрите акціонерне товариство;  
ПАТ – публічне акціонерне товариство;  
ПрАТ – приватне акціонерне товариство;  
ГА – генетичний алгоритм;  
ГЗК – гірничо-збагачувальний комбінат;  
ЕОМ(ПЕОМ) – електронна обчислювальна машина (персональна);  
ЗАТ – закрите акціонерне товариство;  
ІАН – інтелектуальний аналіз даних;  
ІСК – інтелектуальна система керування;  
КІС – корпоративна інформаційна система;  
КМОП – комплементарна логіка на транзисторах метал-оксид-напівпровідник;  
КСКП – комплексна система керування підприємством;  
КТУ – Криворізький технічний університет;  
КНУ – Криворізький національний університет;  
ЛОМ – локальна обчислювальна мережа;  
МГР – млин гальково-рудний;  
МГУА – метод групового урахування аргументів;  
МЕК – міжнародний електротехнічний комітет;  
ММС – млин мокрого самоподрібнення;  
МШЦ – млин шаровий цикловий;  
НЕ – нейромодулятор;  
НМ – нейронна мережа;  
НПР – нейромережа прямого розповсюдження;  
ОЗП – оперативний запам'ятовуючий пристрій;  
ОП – операційний пристрій;  
ОК – об'єкт керування;  
ОС – операційна система;  
ПД-регулятор – пропорційний інтегральний та диференціальний ре-

гулятор;  
ПЛІС – програмні логічні інтегральні схеми;  
ПЗНМ – повністю зв'язна (або частково зв'язна) нейромережа;  
ПК – персональний комп'ютер;  
ПЛК – програмований логічний контролер;  
ПрК – промисловий комп'ютер;  
ПрС – промисловий сервер;  
РБФ – радіально-базисна функція (функції);  
РВЛ (РІЛ) – рудо-випробувальна (іспитова) лабораторія;  
РЗФ – рудозбагачувальна фабрика;  
САР – система автоматичного регулювання;  
САК – система автоматизованого керування;  
СКДБ – система керування базами даних;  
СППР – система підтримки прийняття рішень;  
ФН – функція належності;  
ЦПС – цифровий послідовний стандарт (порт);  
API – Applications Programming Interface (прикладний програмний інтерфейс);  
CAD – Computer-Aided Design (система автоматизованого проектування);  
CG – Conjugate Gradient methods (метод навчання на основі сполучених градієнтів);  
GN – Gauss-Newton methods (метод Гауса-Ньютона);  
DLL – Dynamic Link Library (бібліотеки, що динамічно підключаються);  
DMA – Direct Memory Access (прямий доступ до пам'яті);  
DCS – Distributed Control System (розподілена система керування);  
DSP – Digital Signal Processor (цифровий сигнальний процесор);  
DSS – Decision Support Systems (системи підтримки рішень);  
DW – Data Warehouse (сховище даних);  
ERP – Enterprise Resources Planning (планування ресурсів підприємства);  
ES – Expert System (експертні системи);  
IEC – International Electrotechnical Commission (міжнародна електротехнічна комісія із стандартизації);  
ISA – Instrumentation, Systems and Automation society (апаратура, системи та комплекси для автоматизації - перелік стандартів);

JTAG – Joint Test Action Group (об'єднана група дій для тестування згідно зі стандартом IEEE 1149.1);  
LM – Levenberg-Marquardt (LM) methods (метод Левенберга-Маркуардта);  
MAE – Mean Absolute Error (усереднена абсолютна похибка прогнозування);  
MES – Manufacturing Execution System (виконавча система виробництва);  
MRP/MRP II – Management Resource Planning (керування плануванням ресурсів);  
MS – Microsoft, Inc.;  
MSE – Mean Square Error (середньоквадратична похибка прогнозування);  
NC – нейроконтролер;  
NE – нейроемулятор;  
NN – Neural Network (нейронна мережа);  
NMC – Neural Matrix Core (ядро нейронної матриці-процесора);  
NMSE – Normalized Mean Square Error (нормалізована середньоквадратична похибка прогнозування);  
NNARX – Neural Network based AutoRegressive eXogenous signal (нейромережева авторегресійна модель, екзогенний тип сигналів);  
NNARMAX – Neural Network based AutoRegressive, Moving Average, eXogenous signal (нейромережева авторегресійна модель ковзного середнього, екзогенний тип сигналів);  
NNOE – Neural Network Output Error (нейромережева модель помилки виходу);  
NNT – Neural Network Toolbox (MATLAB);  
OLE – Object Linking and Embedding (зв'язування та впровадження об'єктів);  
OLAP – On Line Analytical Processing (обробка й аналіз даних у режимі реального часу);  
OPC – OLE for Process Control (OLE для керування процесами);  
PCI – Peripheral Component Interconnect (взаємозв'язок периферійних компонентів);  
RAID – Redundant Array of Independent/inexpensive Disks (надлишковий масив незалежних дисків);  
RAM/SRAM/DRAM/SDRAM – Random Access Memo-

ry/Static/Dynamic/ Synchronous (оперативна пам'ять/статична/динамічна/синхронна);  
RISC – Reduced Instruction Set Computing (обчислення із скороченим набором команд);  
ROM – Read-Only Memory (постійний запам'ятовуючий пристрій);  
SISO – Single Input Single Output (об'єкти з одним входом та одним виходом);  
SCADA – Supervisory Control and Data Acquisition (засоби операторного або диспетчерського контролю й керування);  
SGI – Silicon Graphics, Inc.;  
SQL – Structured Query Language (мова структурованих запитів);  
UDND – User Define Neural Dynamics (користувацький набір нейронних динамічних структур);  
VLIW/SIMD – Very Long Instruction Memory/Single Instruction Multiple Data (програмна пам'ять з дуже великою довжиною команди /один потік інструкцій, множина потоків даних).

## ПЕРЕДМОВА

Сучасна теорія автоматизованого керування пройшла декілька етапів свого розвитку. Спочатку від класичної детермінованої до стохастичної теорії автоматичного регулювання, а потім від теорії адаптивних до синтезу найбільш сучасних інтелектуальних систем. Появу останніх напряму пов'язують із бурхливим розвитком сучасних технологій штучного інтелекту (нейрокібернетики, нечіткої логіки, експертних систем, еволюційних методів, синергетики тощо).

Необхідність підвищення системності існуючих підходів шляхом урахування додаткових знань та факторів, що погано формалізуються (досвід, інтуїція), обумовило появу нових напрямів у сучасній кібернетичі. Для одного з таких напрямків в теорії керування Вербосом була уведена окрема назва - нейрокерування (neurocontrol). Це один з найбільш ефективних підходів, побудований на моделюванні розумової діяльності людини, яку було сформовано у результаті довгої еволюції та жорсткого природного відбору.

Зараз за допомогою нейрокерування, завдяки корисним властивостям нейронних мереж, які є спільними для різних типів нелінійних динамічних об'єктів, вирішуються завдання ідентифікації, аналізу, синтезу та апаратної реалізації складних систем керування в умовах нестаціонарності, неповноти та нечіткості інформації. Результати, отримані із застосуванням нейрокерування у рамках адаптивної постановки завдання теорії керування, створюють передумови для можливості застосування схожих принципів в умовах технологічних процесів (ТП) збагачення корисних копалин. Тому основною метою книги є доведення можливості застосування підходів нейрокібернетики для здійснення інтелектуальної ідентифікації та керування процесами збагачувальної технології (на прикладі ТП секції магнітозбагачувальної фабрики) в умовах вітчизняних гірничо-збагачувальних комбінатів (ГЗК).

Книга складається зі вступу, чотирьох розділів та підсумку.

У першому розділі на основі аналізу існуючого стану автоматизації ТП збагачення магнетитових кварцитів розглядається постановка завдання побудови інтелектуальної системи керування секцією РЗФ із застосуванням сучасних підходів.

У другому розділі викладено методологічні та теоретичні положення нової концепції інтелектуального керування технологічною лінією (секцією) рудозбагачувальної фабрики (РЗФ) із застосуванням нейромережевого підходу в умовах неповної та нечіткої інформації.

У третьому розділі досліджуються властивості одноканальних та багатоканальних моделей інтелектуальної ідентифікації параметрів ТП збагачення на підставі застосування нейромережевих авторегресійних предикторів.

Четвертий розділ описує синтез інтелектуальних систем для автоматизованого керування локальними процесами, стадіями та комплексом збагачення.

П'ятий розділ - розробка, оптимізація та моделювання інтелектуальних алгоритмів для автоматизованого керування процесами збагачення.

Шостий розділ присвячено питанням розробки та програмно-технічної реалізації інтелектуальної системи автоматизованого керування комплексом технологічних процесів РЗФ.

Основні наукові та практичні результати цієї роботи належать Купіну А.І. Сенько А.О. та Мисько Б.С. брали активну участь при розробці алгоритмічного та програмного забезпечення, практичній реалізації та впровадженні результатів роботи.

Автори висловлюють подяку професорам: Назаренку В.М., Моркуну В.С., Ступніку М.І., Ткачову В.В., Руденку О.Г., Михальову О.І., Кривулі Г.Ф., Жученку А.І., О.М.Різнику, Зубову Д.А. за їх цінні поради, конструктивну критику та слухні зауваження, які сприяли покращенню змісту книги. Також автор особисто вдячний співробітникам Криворізького національного університету: Вербицькому В.І., Чубарову В.А., Ефіменко Л.І., Тиханському М.П., Лобову В.Й., Савицькому О.І., Жосану А.А., Осадчуку Ю.Г., Гвозді-ку В.С., Басюк Л.Б., які допомагали практично реалізувати ідеї та наукові розробки. Особлива подяка представникам виробництва Шиповському Г.В., Нечитайло В.М., Дмитренку О.О., Хоменку О.М., Добровольському В.В., Андрейченку О.В., Невзорову В.В., Шепелю В.В. за співпрацю при впровадженні результатів роботи.

## ВСТУП

Сталий розвиток економіки України протягом останніх років багато в чому обумовлений стабільною роботою підприємств гірничо-металургійного комплексу країни. Саме продукція вітчизняних металургійних та гірничо-збагачувальних комбінатів (ГЗК) складає переважну долю прибутків від експорту (приблизно 30-40%) та доволі значну частку внутрішнього валового продукту (ВВП).

При цьому, на конкурентоздатність вітчизняної продукції досить вагомий вплив, як і раніше, мають традиційні проблеми, зокрема: якість продукції менша ніж у потенційних конкурентів, велика питома енергомісткість, занадто високі втрати корисних компонентів у процесі переділу і т.д. [1-3] Також, що стосується вітчизняних ГЗК, більшість яких зосереджено у криворізькому регіоні (Кривбасі), слід зазначити низку стійких тенденцій негативного характеру. У першу чергу це постійне збільшення глибини кар'єрів, зниження запасів багатих руд та, відповідно, збільшення частки бідних та важкозбагачувальних різновидів в шихті. Все це разом призводить до поступового збільшення собівартості гірничих робіт та подальшого збагачення залізородної сировини.

Відомі різні шляхи кардинального вирішення цих питань: заміна застарілого обладнання (зношення основних фондів зараз на окремих підприємствах сягає 80-90%), впровадження сучасних більш ефективних технологій збагачення, вдосконалення існуючих схем ланцюгів апаратів тощо. Так, наприклад, на окремих вітчизняних гірничих підприємствах вже проводиться аналіз та навіть промислові випробування технологічних схем та обладнання для флотаційного доведення концентратів. У результаті цих робіт на Інгuleцькому ГЗК вже існує можливість отримувати концентрат у промислових умовах на якісному рівні близькому до 70% заліза загального, що відповідає світовим стандартам. Однак, такі заходи вимагають значних капіталовкладень та, як добре відомо, впровадження флотаційних методів збагачення супроводжується суттєвим погіршенням екологічного стану регіону в цілому.

Разом з цим, дослідження провідних закордонних та вітчизняних вчених доводять, що одним з найбільш перспективних заходів поліпшення зазначених технологічних показників залишається ком-

плексна автоматизація технологічних та інформаційних процесів виробництва на основі використання інтегрованих систем інтелектуального, оптимального та адаптивного керування [4-11 та ін.].

На сьогоднішній час відомо досить багато підходів з приводу автоматизації процесів збагачення. Слід зазначити, що в цьому напрямку вагомим є внесок робіт вітчизняних авторів: О.М.Марюти, В.П.Хорольського, Є.В.Кочури, В.О.Ульшина, В.О.Бунька, Ю.Г.Качана, В.А.Воронова, Б.І.Мокіна, В.М.Назаренка, В.С.Моркуна, І.Б.Сироджі, Є.К.Бабця, В.І.Архангельського, І.М.Богаєнко, Г.Г.Грабовського, Кондратця В.О. та ін. Але головною проблемою, яка виникає при реалізації таких систем, є відсутність надійних засобів контролю необхідної точності або досить значна вартість окремих давачів (понад 4 млн. грн.). Особливо це стосується приладів для визначення вмісту корисного (заліза загального або магнітного) у вихідній руді та у потоці пульпи. Наприклад, як показано в [12], для побудови системи екстремального керування вмістом заліза загального у хвостах першої стадії магнітного збагачення необхідна наявність давача-залізоміра (бажано в потоці пульпи) із класом точності 0,1-0,2% та дискретністю вимірювання не менш за 30 хвилин. Зараз таким вимогам відповідають тільки датчики рентгеноспектрального типу[13]. Вартість одного такого давача вітчизняного типу складає 150-500 тис. грн., для іноземних аналогів це 1-2,5 млн. грн. Крім цього, даний спосіб вимірювання вимагає попередньої підготовки проб (у середньому 20-30 хв). Усі ці фактори ускладнюють можливість реалізації таких систем в умовах скрутного фінансового становища вітчизняних гірничих підприємств.

У той же час, зараз досить активно розвивається альтернативний спосіб побудови автоматизованих систем керування на основі використання технологій штучного інтелекту (нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми тощо). На відміну від „класичних” детермінованих автоматизованих систем керування (АСК), які засновано на використанні жорстких алгоритмів (або чіткої логіки), системи із використанням штучного інтелекту мають властивості навчання та самонавчання (тобто накопичення та узагальнення досвіду). Причому такому узагальненню можуть підлягати фактори, що погано формалізуються із використанням звичайних математичних

методів (наприклад, власний досвід або інтуїція фахівців та т.ін.). Разом з цим, досвід свідчить, що на розробку та впровадження інтелектуальних систем керування витрачаються значно менші кошти за рахунок зменшення необхідності використання коштовного обладнання (давачі, телекомунікації).

Також відомо, що переважна більшість існуючих зараз в світі промислових систем автоматизованого керування реалізовано на основі пропорційних, інтегруючих, диференціальних регуляторів або їх комбінацій (П, І, Д - регулятори). Відносна простота реалізації та порівняльно висока надійність таких систем обумовлюють їх застосування приблизно у 80-90% систем промислової автоматизації [4, 14-18]. Разом з тим відомо, що Д - системи не завжди можуть забезпечувати необхідну якість керування, особливо в умовах складних ТП із властивостями нелінійності, нестационарності, інерційності, запізнення в часі, випадкових збурень, наявності нечіткої та неповної інформації. Саме до таких ТП належать більшість переділів збагачення корисних копалин [13, 19-46].

На відміну від зазначених підходів інтелектуальні системи за рахунок застосування окремих математичних моделей розумової діяльності людини, узагальнюючих властивостей, вбудованої нелінійності та адаптивності при забезпеченні певних умов дозволяють більш ефективно вирішувати такі завдання.

На теперішній час відомо вже досить багато наукових розробок та практичних реалізацій інтелектуальних систем керування технологічними процесами (ТП) у промисловості, як за кордоном, так і в Україні [14-18, 47]. У той же час слід відмітити, що саме у гірничій галузі промисловості спроб використання технологій штучного інтелекту для керування основними технологічними процесами ще досить мало.

Ураховуючи всі зазначені фактори, можна стверджувати, що проблема застосування технологій штучного інтелекту у гірничій справі зараз є відносно новою та досить актуальною. Зокрема, це стосується можливості використання нейронних мереж та нечіткої логіки для керування технологічними процесами збагачення корисних копалин. Тому достатньо актуальною залишається проблема підвищення ефективності функціонування АСКТП в умовах рудоз-

багачувальних фабрик (РЗФ) ГЗК на базі узагальнення і розвитку теорії інтелектуальних систем керування (ІСК).

На підставі цього у роботі в межах зазначеної проблеми були сформульовані такі завдання та напрямки досліджень:

- систематизація основних показників локальних ТП збагачення (подрібнення, класифікації та магнітної сепарації) з метою формалізації побудови концепції інтелектуального керування секцією магнітного збагачення залізної руди де, на відміну від існуючих, керування здійснюється кожною окремою секцією збагачення в цілому;
- інтелектуальна ідентифікація параметрів ТП збагачення магнетитових кварцитів з метою побудови математичної предикторної моделі для прямого і зворотного прогнозування в складі інтелектуальної системи керування.



# 1. АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ У ГАЛУЗІ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСІВ ЗБАГАЧЕННЯ

## 1.1. Актуальність дослідження проблеми

Сучасне збагачувальне виробництво, як об'єкт керування, характеризується складністю структурних зв'язків, розтягнутістю й аперіодичністю технологічних процесів у часі, наявністю великої кількості зворотних зв'язків (рециклів), властивостями нелінійності, стохастичності та нестационарності, наявністю нечіткої та неповної інформації [13-20, 24-37 та ін.]. Гірничо-збагачувальні комбінати (ГЗК) є великими промисловими об'єднаннями з розвинутою інфраструктурою. Основу виробництва становлять технологічні процеси видобутку, переробки й збагачення залізної руди (рис. 1.1).



Рис. 1.1. Узагальнена схема процесу видобутку та переробки (збагачення) залізної руди в умовах ГЗК

Збагачення залізної руди (магнетитових кварцитів) в умовах рудо-збагачувальних фабрик є заключною частиною всього технологічного процесу, кінцевою метою якого є отримання концентрату максимально високої якості при необхідній продуктивності. Саме заліззорудний концентрат вважається основним різновидом кінцевої

продукції ГЗК. Хоча більшість таких підприємств в Україні та Кривбасі мають додаткове виробництво окотишів та агломерату, де первинною сировиною все одно є концентрат.

Відомо, що збагачення руд чорних металів є достатньо енергоємним та матеріалоємним процесом. Про це свідчить аналіз найбільших статей витрат за технологічними переділами для ГЗК Кривбаса. Наприклад, для Інгулецького ГЗК (ІнГЗК) частка цих статей в собівартості 1т концентрату приблизно така: електроенергія – 18,3%, кулі – 6,7%, вода – 1,3% [12]. В умовах постійного зростання тарифів, особливо на енергоносії, достатньо актуальним є завдання зменшення частки цих статей в загальній собівартості.

Зараз збагачення магнетитових кварцитів на ГЗК Кривбасу здійснюється в декілька стадій. Як правило, це 3 стадії подрібнення та 4-5 стадій магнітної сепарації (рис. 1.2). Отже, кожна стадія включає основні технологічні процеси: подрібнення, класифікації та магнітної сепарації. Допоміжні технологічні процеси: декламація, фільтрація, зневоднення. Подрібнення може здійснюватися в кульових рудногальових млинах. Класифікація на перших стадіях здійснюється в спіральних класифікаторах, а в подальшому в гідроциклонах. Магнітна сепарація здійснюється за один або два прийоми в магнітних сепараторах.

Зараз в галузі дуже гостро стоїть завдання підвищення якості кінцевої продукції (концентрату) і зниження його собівартості. В першу чергу це пов'язано з тим, що при середній якості продукції вітчизняних ГЗК у 64-66% заліза загальної якості аналогічної продукції у потенційних конкурентів (Росія, Швеція, Бразилія) сягає 70%. При цьому собівартість та частка шкідливих домішок вітчизняних концентратів, як правило, більша ніж у конкурентів. Означені фактори знижують конкурентоздатність вітчизняних підприємств на міжнародному ринку.

Проблема також ускладнюється тим, що більшість родовищ (кар'єрів) Кривбасу розробляється вже понад 30-40 років. Глибина кар'єрів постійно зростає, частка відносно багатих та легко збагачувальних руд – зменшується. Це, в свою чергу, призводить до постійного ускладнення і дорожчення гірничих, буро-вибухових, транспортних робіт. Відповідно зростає собівартість ТП дроблення та збагачення.

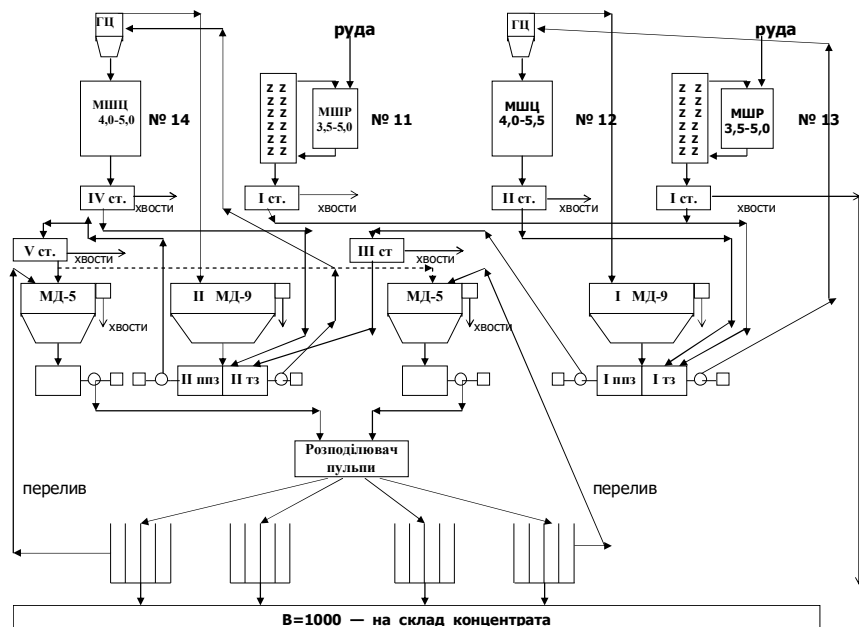


Рис. 1.2. Схема ланцюга апаратів рудозбагачувальної фабрики в умовах ГЗК (на прикладі РЗФ-1 ІнГЗК)

Вирішення цієї проблеми більшість вітчизняних підприємств бачить у технологічних інноваціях. Це запровадження сухої магнітної сепарації, спроби виготовлення власної вибухівки, випробування схем флотаційного доведення концентрату (Інгулецький ГЗК) тощо. Випробування флотаційних методів збагачення або наміри про них висловлюють також Південний, Центральний, Північний та Полтавський ГЗК. Промислові випробування цієї технології в умовах РЗФ-1 Інгулецького ГЗК дійсно довели, що можливе промислове отримання якісного концентрату світового рівня (до 70% заліза загального). Але слід зазначити, що такі заходи потребують вагомих інвестицій та утворюють значну небезпеку екологічному стану регіону. Тому, на думку багатьох фахівців, на даному етапі, в умовах нестачі оборотних коштів, цього можна досягнути за рахунок комплексної автоматизації [1-3, 19-31, 48-49 та ін.].

Світовий досвід показує, що на сьогоднішній день проблеми комплексної автоматизації ефективно вирішуються на основі технологій комп'ютерно-інтегрованих виробництв (КІВ) [49]. При цьому

під КІВ розуміється система на рівні цеху, підприємства, віртуального підприємства, у якій операції з інформаційними потоками на всіх етапах виробничої діяльності підприємства автоматизовані за допомогою комп'ютерних технологій.

Дослідження [12, 50] показують, що для оптимального керування технологічним процесом збагачення необхідно в режимі реального часу враховувати велику кількість різних параметрів (технологічних, економічних, технічних, організаційно-керуючих й ін.). Так, за оцінками, обсяги річних потоків керуючої інформації в умовах гірничо-збагачувальних комбінатів (ГЗК) Кривбасу досить великі (можуть досягати порядку 200-300 млн. різних показників у рік). Крім того, встановлено, що кожні 20 років обсяги оброблюваної інформації зростають, щонайменше, в 2-3 рази. Це породжує цілий ряд проблем при керуванні основними технологічними процесами та підприємством у цілому.

Роботи провідних вчених (зокрема, вітчизняних – Глушкова В.М., Івахненка О.Г. та ін.[51-55]) довели, що в таких умовах найбільш перспективним шляхом вирішення зазначених проблем є комплексна автоматизація виробництва і застосування інтелектуальних технологій.

## 1.2. Огляд поширених підходів щодо автоматизації ТП збагачення

Ретроспективний аналіз доступних автору джерел інформації (дисертації, монографії та спеціальна література, періодичні видання, патентний огляд та Internet) показує, що проблеми автоматизації процесів магнітного збагачення досліджуються досить давно. Існують різні підходи, але, разом з тим необхідно виділити декілька класичних напрямів [20-43].

Достатньо великого поширення одержали системи автоматичного регулювання щільності пульпи та стабілізації вмісту готового класу у зливні класифікації, керування подачею руди в завантаження млина для підтримки оптимального внутрішньомлинного навантаження подрібнювальним матеріалом, стабілізації транспортування матеріалу всередині барабану млина, регулювання циркулюючого (піскового) завантаження й інші [20, 24-27, 31].

Мають місце різноманітні системи спостереження та стабілізації технологічних параметрів або показників. Серед таких: співвід-

ношення оптимальне “руда-вода” або “тверде:рідке” (Т:Р) на вході млина й магнітного сепаратора при різній крупності вихідної руди й пісків; зв'язок з фізико-механічними властивостями й мінеральним складом вихідної сировини, а також їхній вплив на якість магнітного продукту (промпродукту) на стадіях збагачення й втрати магнетиту у хвостах [12, 24-27, 45, 56].

Однак, найбільш широкого розповсюдження дістали системи автоматизації початкових стадій збагачення (особливо першої). Саме вони є найбільш розповсюдженими в локальних системах автоматичного регулювання (САР). В першу чергу це обумовлено тим, що втрати магнетиту у хвостах на початковій стадії найбільші й становлять 30-55% [20]. Саме це дозволяє одержати найбільший ефект від автоматизації однієї стадії. В цьому напрямі слід особливо відзначити роботу Шмалія С.В. [57], де саме для автоматизації першої стадії застосовано прогресивну інтелектуальну технологію – метод групового урахування аргументів (МГУА [52-55], запропонований школою Івахненка О.Г.). Але такий інтелектуальний напрям поки не знайшов гідного застосування. При всіх перевагах автоматизації початкових стадій необхідно зазначити, що при цьому інші стадії надалі залишаються практично не автоматизованими [20].

Серед інших інтелектуальних систем у даній галузі відомі розробки Шупова Л.П. та ін. [20, 38, 58] 70-80-х рр. (т.зв. «порадники технолога»), системи прогнозування технологічних показників (наприклад, на основі регресійних моделей - роботи Назаренка М.В. [59]), ситуаційного керування із застосуванням теорій експертних систем та розпізнавання образів, а також евристичних підходів (роботи Козіна В.З., Хорольського В.П., Бабця Є.К., Сироджі І.Б., Прочуто В.С., Воронова В.А. [21, 45, 60-66]).

У галузі розробок нейро-нечітких систем з ідентифікації чи керування ТП збагачення (тобто найбільш близьких за темою книги) існують такі роботи: Моркуна В.С.[8, 67-70], Зарубина М.Ю.[71], Єрьоменка Ю.І.[72], Кулаєнка О. А. та Пермькова В.І. [73]. Але на момент аналізу всі ці роботи були в початковому стані (на рівні постановки завдання або вирішення окремих питань) і автору невідомо про більш менш вагомий кінцевий результат цих розробок у вирішенні означеної проблеми.

Серед подібних розробок у суміжних галузях промисловості необхідно відзначити внесок робіт вчених Київського інституту автоматики (КІА) та його структурних підрозділів (зокрема, Архангельського В.І., Богаєнко І.М., Грабовського Г.Г., Рюмшина М.О.[74-77]) за розробку та практичне застосування (впровадження) нейро-нечітких підходів для побудови інтегрованих автоматизованих систем керування в умовах вітчизняних металургійних підприємств. За кордоном подібні розробки ведуть Karr C. L., Stanley D. A., Weck B., Scheiner B. J. [78-84], Reuter M.A. [85-87] та інших [88-90 тощо].

Разом з тим, залишається не повністю вирішеною проблема побудови інтегрованої інтелектуальної системи керування комплексом технологічних процесів збагачення в умовах РЗФ сучасних ГЗК (особливо вітчизняних). Як показує аналіз, є тільки окремі рішення по локальним ТП. Разом з тим, ця проблема є досить актуальною й вимагає подальших досліджень [2, 13, 20, 59].

### **1.3. Обґрунтування застосування технологій штучного інтелекту для автоматизації ТП збагачення магнетитових кварцитів**

Аналіз вищенаведених праць показує, що переважна більшість систем автоматизованого керування та регулювання локальними ТП збагачення реалізовано на підставі застосування класичних підходів теорії керування, адаптивних та оптимальних систем. У якості математичних моделей, як правило, застосовано 1-2 каналні лінійні системи. Більшість таких систем досить просто реалізується за допомогою класичних ПІД-регуляторів. Разом з тим відомо, такі системи не завжди можуть забезпечувати необхідну якість керування, особливо в умовах нестационарності, інерційності, запізнення в часі, випадкових збурень, наявності нечіткої та неповної інформації [13, 20-46, 48, 56-63]. Хоча доведено, що можливості лінеаризації математичних моделей для більшості переділів ТП збагачення досить обмежені. До того ж, ПІД-регулятори вимагають постійного переналаштування власних коефіцієнтів у випадку зміни технологічної ситуації (наприклад, коливання складу шихти, продуктивності, якості тощо). Але вибір їх коефіцієнтів у відповідності до структури й параметрів моделі об'єкта керування вимагає використання достатньо складних методик. Інтегральні ланки в складі регулятора ініціюють коливальні складові процесу, що часто є небажаним. При цьому багатьма дослідженнями (наприклад, [59]) доведено, що па-

раметри ТП збагачення коливаються в досить великих межах і ці коливання не завжди можливо компенсувати традиційними методами. Все це разом створює передумови для підвищення системності існуючих моделей шляхом урахування більшої кількості факторів і побудови багатовимірних (багатоканальних) та багатозв'язних моделей. Аналіз показує, що обчислювальні можливості сучасної комп'ютерної техніки вже дозволяють це робити [2, 6, 59, 91-95 та ін.].

Також досить суттєвою проблемою є відсутність надійних засобів контролю необхідної точності або досить значна їх вартість. Особливо це стосується приладів для визначення вмісту корисного (заліза загального або магнітного) у вихідній руді та у потоці пульпи. Наприклад, як показано в [12], для побудови системи екстремального керування за вмістом заліза загального у хвостах першої стадії магнітного збагачення необхідна наявність давача-залізоміра (бажано в потоці пульпи) із класом точності 0,1-0,2% та дискретністю вимірювання не менш чим за 30 хвилин. Зараз таким вимогам відповідають тільки датчики рентгеноспектрального типу [13]. Вартість одного такого давача вітчизняного типу складає 150-500 тис. грн., для іноземних аналогів це 1-1,5 млн. грн.

У той же час, зараз досить активно розвивається альтернативний спосіб побудови автоматизованих систем керування на основі використання технологій штучного інтелекту (експертні системи, нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми тощо). На відміну від „класичних” детермінованих АСУ, які засновано на використанні жорстких алгоритмів (або чіткої логіки), системи із використанням штучного інтелекту мають властивості навчання та самонавчання (тобто накопичення та узагальнення досвіду). Причому такому узагальненню можуть підлягати фактори, що погано формалізуються із використанням звичайних математичних методів (наприклад, власний досвід або інтуїція фахівців і т.ін.). Разом з тим, досвід свідчить, що на розробку та впровадження інтелектуальних систем керування витрачається значно менше коштів за рахунок зменшення необхідності використання коштовного обладнання (давачі, телекомунікації).

Саме інтелектуальні системи за рахунок застосування окремих математичних моделей розумової діяльності людини, узагальнюю-

чих властивостей, вбудованої нелінійності та адаптивності при забезпеченні певних умов дозволяють вирішувати такі завдання.

На теперішній час розроблено досить багато методів для синтезу регуляторів для лінійних систем (в т.ч. оптимальних та адаптивних). Наприклад, це класичні методи, засновані на варіаційному численні, динамічному програмуванні, принципі максимуму, теорії аналітичного конструювання регуляторів тощо [4, 96]. Спроби практичного здійснення подібних регуляторів для нелінійних систем зустрічають низку принципових труднощів, пов'язаних із відсутністю математичної моделі необхідної точності, надійних методів аналізу стійкості тощо. Виключенням з цього є релейні нелінійні системи, властивості яких вважаються добре вивченими. Разом з цим, відомо, що зміна управляючих впливів (дій) в цих системах є обмеженою і заздалегідь відомою. Це значно спрощує аналіз та синтез подібних систем. Однак, в реальних системах керування складними технологічними об'єктами таку властивість вже неможливо гарантувати. Такі передумови фактично призвели до появи нового наукового напрямку – інтелектуальних систем керування (ІСК) [14-17, 93 та ін.].

**1.3.1. Основні напрями досліджень та розробок в галузі ІСК.** Сучасний штучний інтелект містить декілька напрямів розвитку [93, 97-98]. Серед відомих напрямів слід відокремити: фреймові та предикатні моделі, логічне програмування тощо. Але найбільш поширеними на сьогодні є технології штучного інтелекту, що знайшли найбільше втілення в реальних базах знань та системах керування:

- експертні системи;
- нейромережеві підходи та нейрокерування;
- нечітка логіка.

Серед робіт близьких за тематикою до інтелектуального керування ТП збагачення корисних копалин слід відзначити такі дослідження.

З напрямку експертних систем відомі роботи Зубова Д.А. [6] стосовно автоматизації ТП вуглезбагачення, дослідження Хорольського В.П. [93] та Шупова Л.П. [38, 58] для збагачення руд чорних металів.

Істотний внесок у напрямку застосування нечітких систем керування в гірничій промисловості внесли дослідження Моркуна В.С.

та ін. [67-70] для ТП збагачення руд чорних металів, а також Щокіна В.П. [99-100] для ТП агломерації.

У напрямку застосування нейромережових (інтелектуальних) систем для ідентифікації та керування ТП, що є найбільш близькими до теми книги, слід вважати роботи Хорольського В.П., Бабця Є.К.[61-63] та Зарубіна М.Ю.[71] (досить схожі з точки зору постановки завдання). Серед закордонних робіт подібного спрямування необхідно відзначити таких авторів: Kanг С. L., Stanley D. A., Weck В. [78-84].

Але аналіз цих робіт дозволяє стверджувати, що проблему побудови інтелектуальної системи керування ТП збагачення магнетитових кварцитів із застосуванням технології нейрокерування на сьогодні слід вважати не вирішеною.

**1.3.2. Загальні відомості про штучні нейромережі (НМ).** Загальновизнаним залишається той факт, що людина як ОПР, а точніше її мозок, значно краще поки вирішує складні завдання, що погано формалізуються [4-5, 14-18 й ін.]. Це в першу пов'язане з тим, що людина простіше й швидше адаптується в обстановці, що динамічно змінюється, має здатність до навчання, володіє інтуїцією й т.д.

У загальному випадку НМ - це машина, що моделює спосіб роботи мозку. Звичайно НМ реалізують у вигляді електронних пристроїв (нейропроцесорів) або комп'ютерних програм (нейроемуляторів). Штучна нейронна мережа - це істотно паралельно розподілений процесор, що має природну схильність до збереження досвідченого знання й можливість надання його нам. Вона подібна з мозком у двох аспектах:

1. Знання здобувається мережею в процесі навчання;

2. Для збереження знання використовуються сили міжнейронних з'єднань, що також мають назву синаптичних ваг.

Процедура, яка використовується для здійснення навчання, називається алгоритмом навчання. Її функція складається в модифікації синаптичних ваг НМ певним чином так, щоб вона набула необхідних властивостей.

Модифікація ваг є традиційним способом навчання НМ. Такий підхід близький до теорії адаптивних лінійних фільтрів, які вже давно й успішно застосовуються в керуванні. Однак, для НМ існує ще

й можливість модифікації власної топології, яка ґрунтується на тому факті, що в живому мозку нейрони можуть з'являтися, вмирати й змінювати свої зв'язки з іншими нейронами.

З наведеного вище відомо, що НМ реалізують свою обчислювальну потужність завдяки двом основним властивостям: істотно паралельно розподіленій структурі й здатності навчатися й узагальнювати отримані знання. Під властивістю узагальнення розуміється здатність НМ генерувати правильні виходи для вхідних сигналів, які не були враховані в процесі навчання (тренування). Ці дві властивості роблять НМ системою переробки інформації, що вирішує складні багатомірні завдання, непосильні самій потужній сучасній обчислювальній техніці.

Якщо опустити більш ніж піввікову історію розвитку технології НМ (наведене в [4-5, 14-18, 47, 93-95, 101-113]) необхідно відзначити вагомий внесок у її розвиток таких учених як Ramon y Cajal S., McCulloch W.S., Pitts W., Wiener N., Hebb D.O., Rochester N., Holland J.H., Haibt L.H., Duda W.L., Uttley A.M., Ashby W.R., Minsky M.L., Sutton R.S., Winograd S., Cowan J.D., Rosenblatt F., Widrow B., Hoff M.E., Papert, von der Malsburg, Willshaw D., Hopfield J.J., Kohonen T., Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams D.J., Parker D.B., Werbos P.J., Broomhead D.S., Lauriere D., Brawermann E.M., Haykin S., Cybenko G., Kosko B., Narendna K.S., Yusof R., Галушкіна А.І., Башкірова О.А., Круглова В.В., Руденка О.Г., Бодянського Є.В. й ін.

Штучний нейрон (або просто нейрон) є елементарним функціональним модулем, з безлічі яких будуються НМ. Він являє собою модель живого нейрона, однак лише в смислі здійснюваних ним перетворень, а не способу функціонування. Існують логічні, безперервні й імпульсні моделі нейрона. Логічні моделі нейрона активно досліджувалися в 60-70-х роках, але не одержали подальшого розвитку. Імпульсні моделі більше близькі до фізичної природи процесів, що відбуваються в нервовій клітині, однак їхня теорія не так розвинена як у безперервних, і вони усе ще не знаходять широкого застосування.

Безперервна модель нейрона працює в таким способом. Вхідні сигнали надходять на блоки, що реалізують функцію синапсів. Кожний з них характеризується своїм ваговим коефіцієнтом (синаптичною вагою). Позитивні значення ваг  $w_{kj}$  відповідають збуджуваль-

ним синапсом, негативні — гальмовим. Зважені вхідні сигнали подаються на лінійний суматор, після чого результат їхнього додавання надходить на блок активаційної функції. Звичайно активаційна функція обмежує вихідний сигнал нейрона в діапазоні  $[0,1]$  або  $[-1,1]$ . Модель нейрона також містить у собі зсув  $b$ , що додається до вхідного сигналу блоку активаційної функції.

Математично модель нейрона описується такими залежностями:

$$v_k = \sum_{j=1}^l w_{jk} z_j; \quad (1.1)$$

$$s_k = v_k + b_k; \quad (1.2)$$

$$y_k = \varphi(s_k); \quad (1.3)$$

де  $z_1, z_2, \dots, z_l$  — вектор вхідних сигналів;

$w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{lk}$  — синаптичні ваги  $k$ -го нейрона;

$s_k$  — вихід лінійного суматора;

$b_k$  — зсув;

$\varphi(\cdot)$  — активаційна функція;

$y_k$  — вихідний сигнал нейрона.

На рис. 1.3 зображено функціональну схему такої моделі штучного нейрона безперервного типу.

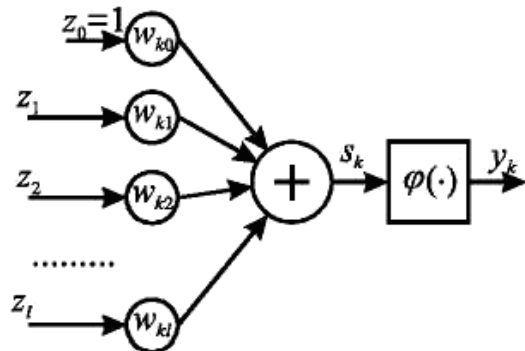


Рис. 1.3. Модель нейрона (де  $z_0=1$  і  $w_{k0}=b_k$ )

Активаційна функція нейрона  $\varphi(\cdot)$  визначає нелінійне перетворення, що здійснюється нейроном. Існує безліч видів активаційних функцій, але найбільше поширені наступні чотири:

1. Гранична функція. На рис. 1.4а наведений її графік.

$$\varphi(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 0 \\ 0, & s < 0 \end{cases} \quad (1.4)$$

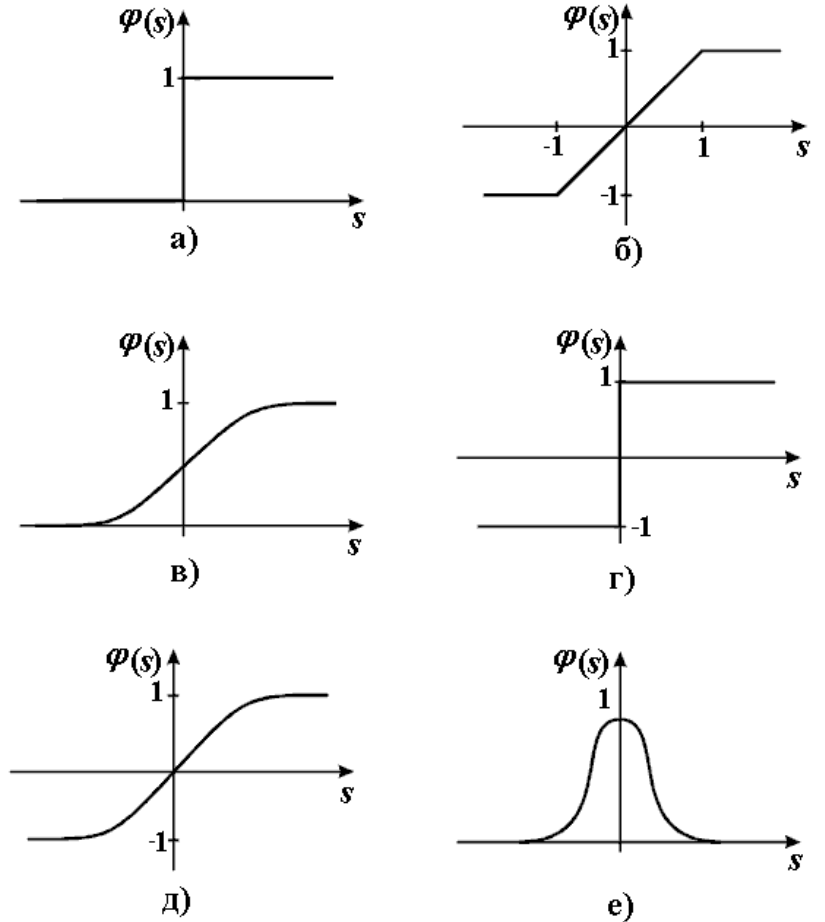


Рис. 1.4. Типи активаційних функцій:

а), г) - гранична; б) - лінійна; в) - сигмоїдальна; д) - тангенціальна; е) - радіально-базисна активаційні функції

2. Кусково-лінійна функція. Вона зображена на рис. 1.4б й описується наступною залежністю:

$$\varphi(s) = \begin{cases} 1, & s \geq a \\ s, & a > s > -a \\ -1, & a \leq -a \end{cases} \quad (1.5)$$

3. Сигмоїдальна функція. Це найбільш широко використовуваний тип активаційної функції. Вона була введена за аналогією із граничною функцією, але скрізь є строго монотонно зростаючою, безперервною й такою, що диференціюється (рис. 1.4в). Здатність до диференціювання є важливою властивістю для аналізу НМ і деяких методів їхнього навчання.

У загальному вигляді сигмоїдальна активаційна функція описується залежністю:

$$\varphi(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}, \quad (1.6)$$

де  $a$  — параметр, що визначає нахил функції.

Крім перерахованих функцій, що змінюються в діапазоні  $[0,1]$ , використовуються також їхні аналоги з областю значень  $[-1,1]$ . Наприклад, на рис. 1.4г гранична функція перевизначена як

$$\varphi(s) = \begin{cases} 1, & s > 0 \\ s, & s = 0 \\ -1, & s < 0 \end{cases} = \text{sign}(s). \quad (1.7)$$

Замість сигмоїдальної активаційної функції широко застосовується гіперболічний тангенс

$$\varphi(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}. \quad (1.8)$$

Властивості непарності цієї функції роблять її зручною для вирішення завдань керування.

4. Активаційна функція Гауса застосовується в мережах заснованих на радіально-базисних функціях (РБФ-мережах)

$$\varphi(s) = \text{Exp}\left(-\frac{s^2}{\sigma^2}\right). \quad (1.9)$$

Аргумент функції розраховується на основі залежності:

$$s = \|z - c\|, \quad (1.10)$$

де  $z$  - вектор вхідних сигналів нейрона;

$c$  - вектор координат центра вікна активаційної функції;

$\sigma$  - довжина вікна;

норма  $\|\cdot\|$  - евклідова відстань.

У теорії НМ активаційні функції типу

$$\varphi(z) = \varphi(\|z - c\|) \quad (1.11)$$

одержали назву радіально базисних, а засновані на них нейронні мережі – РБФ – мережами (RBF - Radial Basis Function).

### 1.3.3. Базові архітектури нейромереж.

На сьогоднішній день найбільш поширеними є такі різновиди архітектур нейронних мереж.

1. Одношарові мережі прямого розповсюдження сигналу. Шаровою є мережа, яка складається із груп нейронів розподілених за шарами. Якщо шарів більше ніж один, мережа стає багатошаровою. Якщо сигнали спрямовуються постійно в одному напрямку: з початку до кінця мережі, то вона є прямо спрямованою (рис. 1.5).

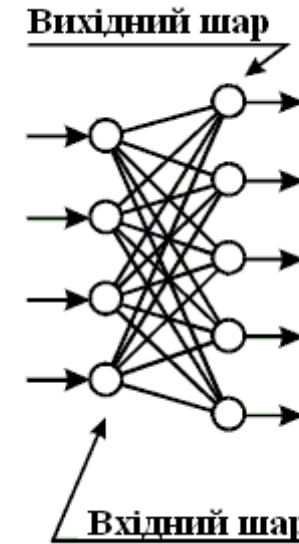


Рис. 1.5. Прямоспрямована НМ з одним шаром нейронів

Мережа містить у собі шар вхідних нейронів і шар вихідних. Нейрони вхідного шару просто ретранслюють сигнали на вихідний шар, не перетворюючи їх. У вихідному шарі відбувається перетворення сигналів і формування реакції мережі. Кількість нейронів в одному шарі визначає розмір шару.

На відміну від прийнятої методики позначення, такі НМ називаються одношаровими, а не двошаровими. Цим підкреслюється те, що обчислення виробляються лише одним шаром мережі.

2. Багатошарові прямоспрямовані мережі. Вони характеризуються наявністю одного або декількох прихованих шарів, що здійснюють перетворення інформації. Нейрони прихованого шару називаються прихованими нейронами або схованими вузлами. Використання схованих шарів дозволяє НМ здійснювати нелінійні перетворення вхід-вихід будь-якої складності або витягати із вхідних даних статистичні показники високих порядків. Ці унікальні властивості багатошарових мереж особливо проявляються при високій розмірності простору вхідних сигналів.

На рис. 1.6 представлена схема тришарової прямоспрямованої НМ із одним прихованим шаром. Для опису такої мережі будемо використовувати запис  $NN3-5-2$ . Тут 3 - розмір вхідного шару мережі, 5 - схованого і 2 - вихідного. У загальному випадку прямоспрямована НМ із  $g$  вхідними нейронами,  $q$  вихідними нейронами й  $n$  прихованими шарами розміру  $h$ , буде позначатися  $NNg-h_1h_2-\dots-h_n-q$ .

Нейрони вхідного шару в таких мережах просто ретранслюють вхідні сигнали на перший схований шар, не перетворюючи їх. У схованих нейронах послідовно, шар за шаром, відбувається нелінійне перетворення сигналів. Сигнали з останнього прихованого шару надходять на нейрони вихідного шару, які формують реакцію мережі.

Вихідний шар НМ може складатися з нейронів з тим же типом активаційної функції, що й у нейронів прихованого шару, але найпоширенішою є модель прямоспрямованої мережі з лінійними вихідними нейронами. НМ цього типу з активаційними функціями нейронів прихованого шару (1.7, 1.10) називаються багатошаровими персептронами (БШП). БШП знайшли широке застосування при вирішенні різних завдань й є одним з головних об'єктів теоретичних досліджень.

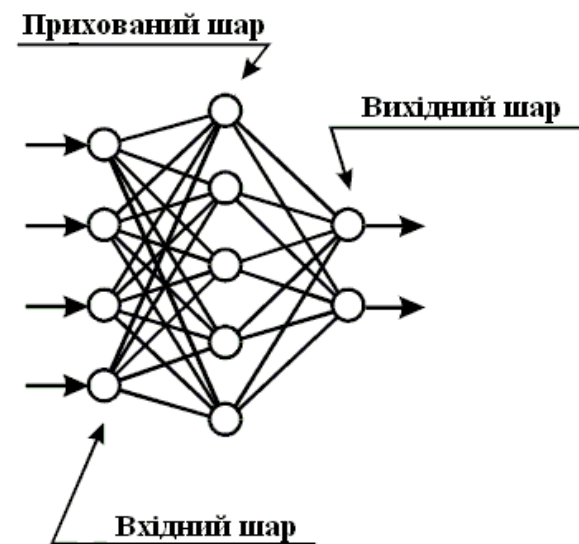


Рис. 1.6. Повнозв'язна трьохшарова прямоспрямована мережа

Зображена на рис. 1.6 НМ називається повністю зв'язаною прямоспрямованою НМ, тому що кожен нейрон з одного шару зв'язаний з усіма нейронами наступного шару. Широке застосування також знаходять частково пов'язані прямоспрямовані НМ, у яких нейрони одного шару зв'язані тільки з певною частиною нейронів наступного шару. Така архітектура дозволяє закласти в НМ апріорні знання про бажаний закон обробки сигналів у мережі.

Тришарові прямоспрямовані НМ широко використовуються для вирішення завдань класифікації, розпізнавання образів, апроксимації й керування.

3. Рекурентні мережі. Цей тип НМ відрізняється існуванням зворотних зв'язків й елементів часової затримки сигналу.

Найбільш простим випадком рекурентної мережі є один шар нейронів, охоплений зворотними зв'язками. При цьому кожен нейрон одержує затримані вихідні сигнали всіх інших нейронів.

На рис. 1.7 представлена рекурентна НМ, що містить прихований шар нейронів. У цьому випадку кожен нейрон отримує, крім



вхідних сигналів, ще й всі вихідні сигнали мережі. Частина НМ, охоплена зворотними зв'язками, може мати й більшу кількість прихованих шарів.

Наявність зворотних зв'язків й елементів часової затримки сигналів надає рекурентним мережам власні нелінійні динамічні властивості. Це також позначається на їх здатності до навчання. Тренування рекурентних мереж вимагають обліку їхніх динамічних властивостей.

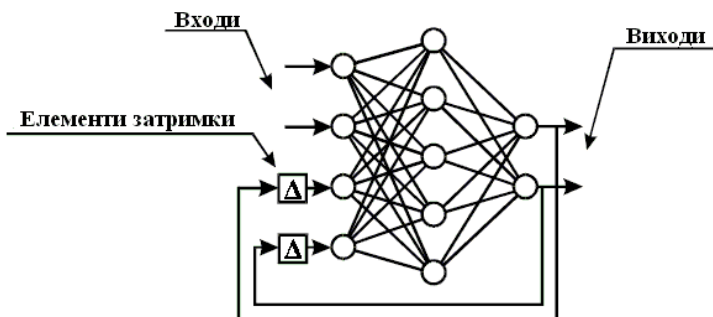


Рис. 1.7. Рекурентна мережа з одним прихованим шаром

Одним з головних застосувань рекурентних НМ є нейроемулатори динамічних об'єктів, тобто їх нейромережеві моделі. Такі мережі можуть також використовуватись для вирішення завдань апроксимації часових послідовностей, класифікації, розпізнавання образів і керування.

4. Повністю зв'язані мережі. Характерною ознакою НМ цього типу є наявність зв'язків між всіма нейронами.

Найбільш відомим різновидом повністю зв'язаних мереж є мережі Хопфілда (рис. 1.8). У них кожен нейрон має двосторонні зв'язки з усіма іншими нейронами мережі. У загальному випадку мережа Хопфілда має симетричну кільцеву структуру, у ній не можна виділити приховані нейрони і єдиний напрямок поширення сигналів. Робота повністю зв'язаної НМ й обмін даними контролюється одним головним нейроном.

Мережа Хопфілда являє приклад повністю зв'язаної динамічної мережі, що ґрунтується на принципах самоорганізації, однак у ній не використовуються в явному виді елементи часової затримки.

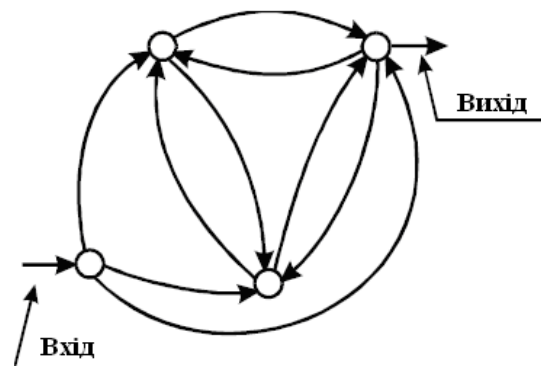


Рис. 1.8. Повністю зв'язана мережа Хопфілда

Іншим прикладом служать ґратчасті мережі (рис. 1.9). Вони являють собою масив нейронів, кожен з яких пов'язаний із вхідними нейронами. Розмірність масиву нейронів визначає розмірність ґратчастої мережі. Така НС є також прямоспрямованою, тому що в ній немає зворотних зв'язків, однак у ній не можна виділити приховані елементи або шари.

Повністю зв'язні мережі знаходять особливо широке застосування при рішенні завдань класифікації й розпізнавання образів.

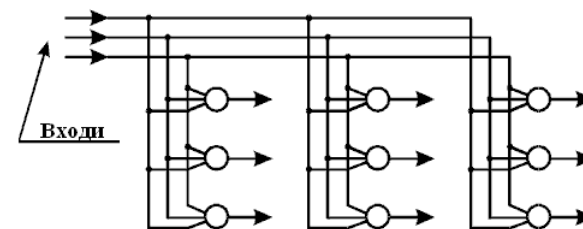


Рис. 1.9. Одномірна ґратчаста мережа із трьох нейронів

5. Радіально-базисні мережі. Така НМ є тришаровою прямоспрямованою мережею (рис. 1.10). Перший шар служить для ретрансляції вхідних сигналів. Нейрони прихованого шару здійснюють нелінійне перетворення вхідних сигналів. Лінійні нейрони підсумовують сигнали зі схованого шару й формують вихід мережі, при цьому

зсув покладається рівним нулю. На відміну від багатошарового перцептрона, для схованих нейронів РБФ-мережі відсутнє поняття ваг синаптичних зв'язків. У результаті параметризації мережі здійснюється настроювання аргументів радіально-базисних активаційних функцій (1.9-1.11) прихованих вихідних нейронів.

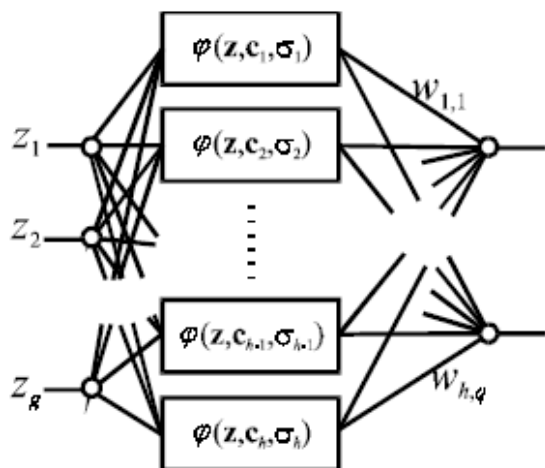


Рис. 1.10. Архитектура РБФ-мережі

#### 1.3.4. Навчання штучних нейромереж.

Як і їхні біологічні прообрази НС можуть навчатися, тобто поліпшувати свою роботу під впливом навколишнього середовища, що змінює її параметри. Навчання - це процес при якому вільні параметри НМ адаптуються в результаті її безперервної стимуляції зовнішнім оточенням. Тип навчання визначається тим способом, яким проводять зміну параметрів.

У сучасній літературі крім терміна «навчання» також застосовуються рівноправні поняття «тренування мережі», «настроювання параметрів мережі», «параметризація».

У загальному випадку можна виділити два основних види навчання: контрольоване навчання (supervised learning) і самонавчання (self-organized learning). Перший вид має на увазі наявність «вчителя», що спостерігає реакцію мережі й направляє зміни її параметрів. У другому випадку мережа самоорганізується під дією зовнішнього середовища й вивчає її самостійно, без допомоги «вчителя». Само-

навчання властиво завданням розпізнавання образів і класифікації. При рішенні завдань керування переважно використовується контрольоване навчання НМ.

Існує два різновиди контрольованого навчання: пряме контрольоване навчання й стимулююче навчання (reinforcement learning). Тому що перший вид з'явився раніше другого й більше розповсюджений, то зазвичай на нього посилаються просто як на контрольоване навчання.

На рис. 1.11 представлена схема прямого контрольованого навчання. Присутній на ній «вчитель» має знання про зовнішнє середовище, яке представлене у вигляді набору зразків вхід-вихід. Пари таких зразків називаються тренувальним шаблоном, що містить у собі, відповідно, вхідний шаблон і вихідний шаблон. Множина цих пар даних називається тренувальним набором шаблонів.

Початкова НМ ніякими знаннями не володіє. У процесі навчання «вчитель» і мережа піддаються впливу з боку зовнішнього середовища, тобто на їхні входи надходить тренувальний сигнал, що збігається з одним із вхідних шаблонів. «Учитель» повідомляє мережу, яка повинна бути правильною (бажана) реакція на вплив, що надійшов, видаючи відповідний вихідний шаблон. На підставі величини помилки між реальним і бажаним виходами мережі за певним правилом проводиться настроювання її синаптичних зв'язків. Повторюючи цей процес ітераційно, можна настроїти НМ так, що вона буде емулювати «вчителя», тобто його знання про зовнішнє середовище перейдуть до неї.

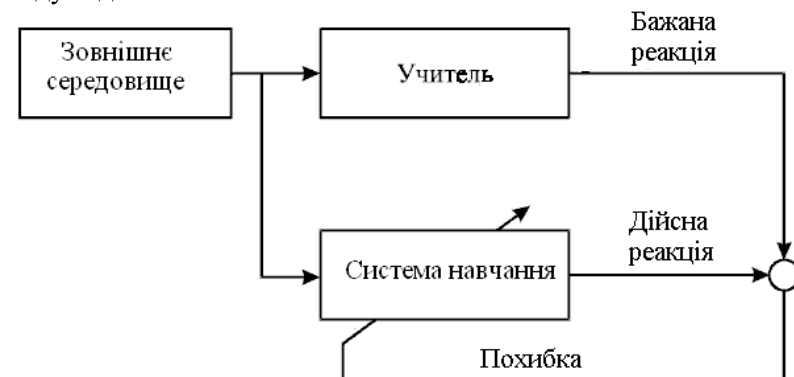


Рис. 1.11. Схема прямого навчання, що контролюється

Типовими завданнями, що розв'язуються за допомогою прямого навчання, є апроксимація невідомої функції, описуваної набором даних, та ідентифікація динамічного об'єкта. У цих завданнях відомі вхідні сигнали й правильна реакція на них, тобто тренувальний набір шаблонів.

Найбільш відомим методом прямого контрольованого навчання шарових прямоспрямованих НМ є алгоритм зворотного розповсюдження помилки (backpropagation algorithm) [17], що представляє собою узагальнення методу найменших квадратів. Однак, за такою схемою можуть працювати й інші методи.

Стимулююче навчання не використовує знання «вчителя» про бажаний вихід НМ, замість цього навчання проводиться за результатом оцінки проведеного мережею перетворення вхід-вихід. Оцінку виконує зовнішнє оточення після подачі на вхід мережі тренувального впливу (рис. 1.12). При цьому настроювання параметрів НМ проводиться так, щоб максимізувати скалярний індекс цієї оцінки, що називається стимулом (reinforcement signal).

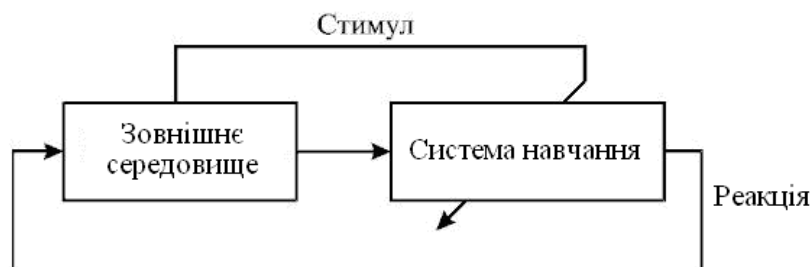


Рис. 1.12. Схема стимулюючого навчання

Ідея такого способу спирається на реальний процес навчання, що проходить у живих істот. Стосовно стимулюючого навчання НМ це означає [5], що якщо дія, почата системою навчання, приводить до задовільного результату, то тенденція системи проводити подібну дію навмисно збільшується (система стимулюється). У протилежному випадку тенденція здійснювати таку дію зменшується.

Найбільш характерним прикладом системи стимулюючого навчання є адаптивна система керування. У ній навчальною частиною

є контролер, а об'єкт керування, зовнішні впливи й сигнали завдання виступають його зовнішнім середовищем. У результаті впливу із цього середовища контролер виробляє певний керуючий сигнал, що переводить об'єкт керування в новий стан. При цьому якість керування можна оцінити лише по вихідному сигналу об'єкта. Через те необхідна реакція контролера, що забезпечує заданий стан об'єкта, заздалегідь невідома, то не можна сформулювати тренувальний набір шаблонів, і, отже, застосувати пряме контрольоване навчання. У цьому випадку можливо лише стимулююче навчання контролера по якості роботи всієї системи керування в цілому, тобто по оцінці стану зовнішнього середовища.

Можливі дві реалізації стимулюючого навчання: з безпосереднім стимулюванням і із затриманим стимулюванням. У першому випадку оцінка роботи й відповідне настроювання параметрів НМ здійснюється на кожному кроці роботи системи навчання. У другому випадку при затриманому стимулюванні настроювання мережі виконується так, щоб максимізувати кумулятивну оцінку роботи системи на певній послідовності кроків.

Хоча безпосереднє стимулювання більш властиво класичним схемам адаптивного керування, останнім часом велика увага приділяється методам затриманого стимулювання. Для збіжності методу безпосереднього стимулювання необхідно, щоб кожне наступне положення зовнішнього середовища визначалося лише її попереднім положенням і попереднім впливом, зробленим НМ [5]. При затриманому навчанні таке обмеження знімається. З іншого боку, набагато простіше сформулювати критерій оптимального поведіння системи керування в цілому, за результатами якоїсь дії, чим критерій, що направляє її рух на кожному кроці.

Існує безліч модифікацій класичного алгоритму зворотного розповсюдження помилки для використання його як методу прямого або стимулюючого навчання НМ. Однак, істотною проблемою, що виникає при використанні його й інших методів настроювання параметрів НМ, заснованих на методі найменших квадратів або найшвидшого спуску, є їхня швидкодія. Це особливо критично при реалізації систем керування реального часу (наприклад, в АСК ТП).

Найбільш привабливими з цього погляду є досить ефективні методи 2-го порядку: Левенберга-Марквардта, сполучених градієн-

тів й Ньютона-Гаусса [4, 102, 114]. Ці методи навчання на сьогодні мають оптимальну швидкодію, збіжність, досить добру робастність.

**1.3.5. Властивості штучних нейронних мереж.** Найбільш важливими властивостями нейронних мереж є можливість узагальнення та універсальної апроксимації.

Узагальнення означає можливість нейронної мережі здійснювати коректне перетворення даних типу вхід-вихід (або вхідні параметри-цільова функція), як для даних, що застосовувалися для навчання, так і для тестових даних (т.з. версифікаційної вибірки).

На рис. 1.13 проілюстрована властивість узагальнення для гіпотетичного тришарового перцептронного з одним входом й одним виходом. Крива, показана на рисунку, відображає нелінійне перетворення здійснюване НМ. Точки, позначені як «тренувальні дані», використовувалися при навчанні НМ, інші точки, позначені як «узагальнення», отримані як результат інтерполяції, проведеною мережею.

НМ не завжди може узагальнювати дані. На рис. 1.14 зображено перетворення, що здійснює НМ, яку навчено на тому ж тренувальному наборі. Видно, що в цьому випадку мережа не може коректно інтерполювати вхідні дані між тренувальними. Це явище перетренування НМ. Так може бути через неправильний вибір архітектури мережі, недостатній обсяг вибірки, вибору занадто високої точності тощо.

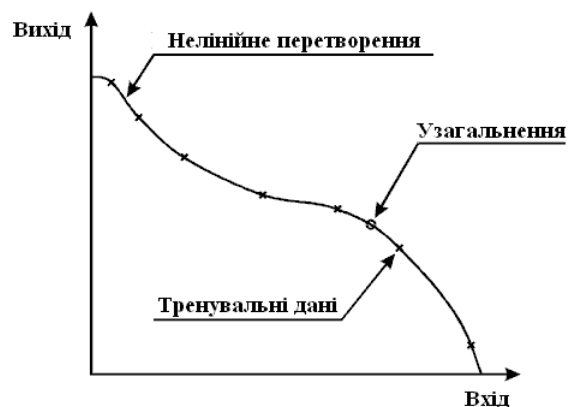


Рис. 1.13. Явище узагальнення в нейронній мережі

При низькому рівні узагальнення перетворення, що здійснюється НМ, недостатньо гладке. Як зазначено в [5], гладкість перетворення в НМ безпосередньо пов'язана із критерієм вибору моделі, тобто з необхідністю вибрати найпростішу модель в умовах відсутності апріорної інформації. У цьому випадку під найпростішою моделлю мається на увазі найбільш гладка функція, що щонайкраще апроксимує розглянуте перетворення.

Можна виділити дві необхідні, але недостатні умови існування узагальнення в НМ. Перше - це гладкість того нелінійного перетворення, що мережа повинна запам'ятати. Тобто невеликим збільшенням вхідних сигналів повинні відповідати невеликі збільшення вихідних. Ця умова не завжди виконується, особливо якщо тренувальні дані отримані в ході реальних експериментів і містять велику кількість перешкод.

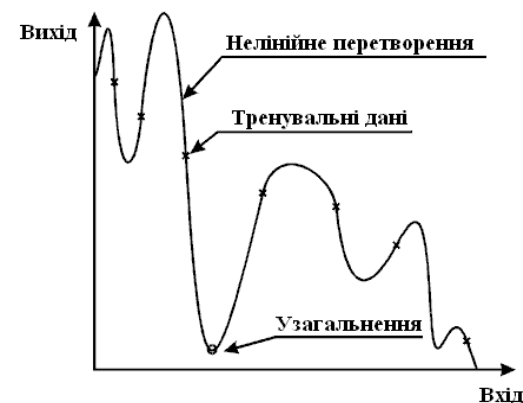


Рис. 1.14. Низький рівень узагальнення в нейронній мережі, яка перетренована

Другою умовою є достатня репрезентативність тренувального набору даних. Звичайно завдання, розв'язуване за допомогою НМ, містить обсяг даних набагато перевищуючий обчислювальні можливості комп'ютерів, тому для її навчання використовується тільки деяка тренувальна вибірка. Відбір даних у тренувальний набір необхідно проводити так, щоб, з одного боку, його можна було обробляти за прийнятний час, а з іншого боку, він був досить великим і повно описував вихідне завдання.

Виходом у даній ситуації є постійний контроль під час процесу навчання за здатністю НМ узагальнювати. Для цього можна використати розширений набір тестових даних, що містить крім тренувальних ще й близькі до них додаткові шаблони.

Іншою важливою властивістю нейромереж є властивість універсальної апроксимації. У роботах [23, 29, 33] було показано, що багат шарова НМ може апроксимувати безперервну функцію будь-якого типу. В [18] цю властивість представлено у вигляді теореми універсальної апроксимації, що говорить:

Нехай  $\varphi(-)$  – безперервна непостійна функція, і нехай  $C$  – безліч безперервних функцій, заданих на  $\mathfrak{R}^g$ . Тоді для будь-яких  $f \in C$  й  $\varepsilon > 0$  існує таке ціле  $h$  і набір речовинних  $a_i, b_i, w_{ij}$ , де  $i=1, \dots, h$  й  $j=1, \dots, g$ , що

$$F(x_1, \dots, x_g) = \sum_{i=1}^h a_i \varphi \left( \sum_{j=1}^g w_{ij} x_j + b_i \right) \quad (1.12)$$

є апроксимацією функції  $f(-)$ . Тобто

$$\|F(x_1, \dots, x_g) - f(x_1, \dots, x_g)\| < \varepsilon \quad (1.13)$$

для усіх  $\{x_1, \dots, x_g\} \in \mathfrak{R}^g$ .

Це є узагальнення відомої теореми про апроксимації кінцевими рядами Фур'є [15-16]. Важливо, що активаційною функцією  $\varphi(-)$  може бути будь-яка безперервна непостійна функція, а не тільки перераховані вище (1.5)-(1.11).

Як видно, (1.12) описує тришаровий персептрон, однак існують аналоги цієї теореми для випадку багат шарового персептрона й інших типів НМ. Проте, жодна з них не стверджує оптимальність того або іншого типу НМ. Теорема універсальної апроксимації не дає також рекомендацій з вибору розміру прихованого шару  $h$ . Тому питання про тип і розмір НМ повинне вирішуватися в кожному конкретному випадку дослідним шляхом.

**1.3.6. Застосування штучних нейромереж для вирішення завдань керування.** В історії розвитку теорії автоматичного керування чітко виділяються три етапи. За класифікацією, наведеною в [4], першим був етап класичної детермінованої теорії автоматичного регулювання, що охопив період часу з кінця XIX до 40-х років XX століття. У цей період

основними завданнями керування були завдання аналізу стійкості й завдання про якість перехідних процесів. Другий етап теорії керування почався в 40-50-х роках того ж століття й тривав приблизно до середини 70-х років. Це етап класичної стохастичної теорії автоматичного регулювання. Він характеризується новою постановкою основного завдання теорії керування: урахувати випадкові збурювання, що діють на систему, і забезпечити нормальну роботу в умовах постійно діючих перешкод.

Далі в розвитку теорії автоматичного керування розпочався новий етап, пов'язаний з адаптивною постановкою основного завдання керування. Її особливість складається у відсутності апріорних знань про математичну модель об'єкта керування, будь то диференціальні рівняння або щільності ймовірностей випадкових зовнішніх впливів. Об'єкт - це чорна скринька, що піддається невідомим випадковим впливам. Нам доступні тільки його входи й виходи. Ціль системи керування (СУ) полягає в тому, щоб уже в процесі функціонування визначити закон регулювання, що забезпечує оптимальне поведіння об'єкта. Для рішення цього завдання на додаток до основного контуру в систему керування було додано контур адаптації (рис. 1.15).

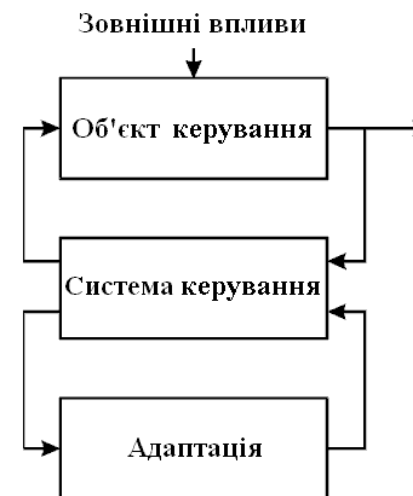


Рис. 1.15. Загальна схема адаптивної системи керування

Із самого початку третього етапу велика увага приділялася адаптивному керуванню лінійними стаціонарними об'єктами з невідомими параметрами (наприклад, широко застосовувалися методики, що спираються на побудову спостерігачів). У рамках цього підходу в 80-х роках почалося використання НМ для вирішення завдань керування. Отримані результати показали, що НМ являють собою не просто нову методику в теорії автоматичного керування, а цілий напрям. Для цього нового напрямку в теорії керування Вербосом була уведена окрема назва - нейрокерування (neurocontrol) [18, 107].

Зараз за допомогою нейрокерування, завдяки описаним вище властивостям НМ спільним для різних нелінійних динамічних об'єктів способом вирішуються завдання ідентифікації, синтезу систем керування, їхнього аналізу й апаратної реалізації. Результати, отримані із застосуванням НМ у рамках адаптивної постановки основного завдання теорії керування, легко можуть використовуватися й класичними підходами.

На рис. 1.16 представлена деяка динамічна система (об'єкт керування). В адаптивній постановці об'єкт керування описується своєю функціональною моделлю:

$$P\{u(t), y(t)\}, \quad (1.14)$$

єднаний вектор вхідних впливів  $u(t)$  з вектором вихідних сигналів  $y(t)$ . Цей опис започатковано від ідеї «чорної скриньки», він не характеризує динамічної поведінки об'єкта, а відбиває тільки його функціональні зв'язки.

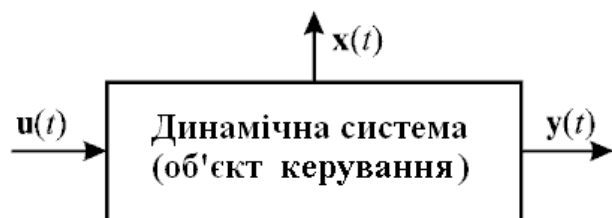


Рис. 1.16. Реальна динамічна система

Уведемо вектори  $u(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_p(t))^T$ ,  $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))^T$  і  $y(t) = (y_1(t), y_2(t), \dots, y_m(t))^T$ ... Тут  $u_i(t)$  і  $y_i(t)$  – вхід і вихід системи відповідно,  $x_i(t)$  – змінна стану системи,  $p$  – розмірність вхідного простору,  $m$  – розмірність вихідного простору,  $n$  – порядок системи.

Класично динаміка такої системи описується системою диференціальних рівнянь:

$$\begin{cases} \frac{dx(dt)}{dt} = \Phi(x(t), u(t)), & t \in \mathbb{R}^+; \\ y(t) = F(x(t)). \end{cases} \quad (1.15)$$

Тут вектора функцій  $\Phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n)$  й  $F = (f_1, f_2, \dots, f_m)$  – статичні нелінійні перетворення.  $\Phi: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}^n$ ,  $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ . Вектор  $x(t)$  описує стан системи в момент часу  $t$ . Він визначається станом системи в початковий момент  $t_0 < t$  і входом  $u$ , певному на інтервалі  $[t_0, t]$ . Вихід системи  $y(t)$  повністю визначається станом системи  $x$  у момент часу  $t$ .

Іншим підходом є дискретний опис динамічної системи. Уведемо розбивку за часом  $t_0, t_1, t_2, \dots$ , де  $t_{i+1} = t_i + \Delta t$  і позначимо  $x(t_k), y(t_k), u(t_k)$  як  $x(k), y(k), u(k)$ , відповідно. Тоді динаміку системи можна описати наступними різницевиими рівняннями:

$$\begin{cases} x(k+1) = \Phi(x(k), u(k)); \\ y(k) = F(x(k)). \end{cases} \quad (1.16)$$

Тут вирази  $\Phi(-)$  і  $F(-)$  аналогічні перетворенням в (1.15).

Рівняння (1.15, 1.16) представляють динаміку системи, як перетворення вхід-вихід. Для широкого класу завдань ці форми представлення рівнозначні й можуть бути зведені одне до одного. Однак, при описі систем керування з НМ елементами більше зручним є дискретне представлення об'єкта керування. Хоча результати, отримані для дискретного опису, можуть бути поширені й на безперервний випадок.

Предмет теорії керування становлять аналіз і синтез динамічних систем, у яких зміна однієї або декількох змінних обмежується в певних межах. Якщо функції  $\Phi$  і  $F$  в (1.16) відомі, то завданням керування є синтез контролера, що формує бажаний вхід  $u(k)$ , ґрунтуючись на інформації, яка доступна в момент часу  $t_k$ .

У класичній теорії керування є безліч надійних методів синтезу контролерів у частотній і часовій областях для лінійних систем типу:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k); \\ y(k) = Cx(k). \end{cases} \quad (1.17)$$

з відомими матрицями  $A(n, n)$ ,  $B(n, p)$ ,  $C(m, n)$ . Однак, для випадку нелінійних систем, навіть якщо моделі  $\Phi(-)$  і  $F(-)$  визначені, єдиних підходів із гарантованим результатом поки не існує [115].

Використання НМ дозволяє вирішити завдання керування нелінійним об'єктом шляхом створення адаптивної ІСК з нейроконтролером (НК), який навчається. Тут під навчанням мають на увазі процес вироблення в СУ бажаної реакції на зовнішні сигнали шляхом багаторазових впливів на систему й зовнішнє коректування. Зовнішнє коректування здійснюється «вчителем», якому відома бажана реакція СУ на певні впливи (рис. 1.17).

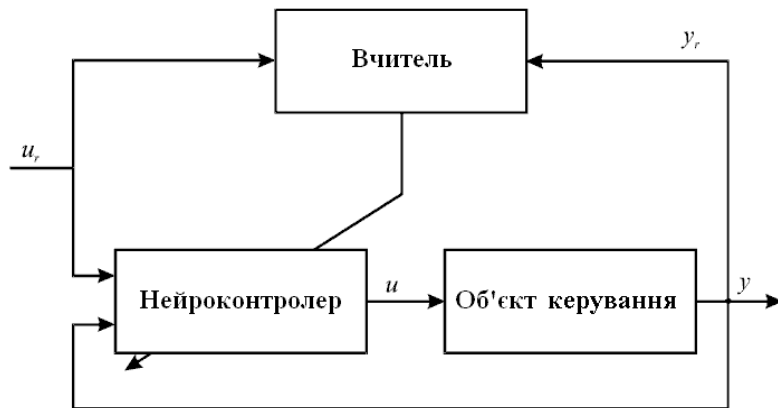


Рис. 1.17. Загальна схема керування з нейроконтролером, що навчається

При адаптації навчання використовується для одержання інформації про стан і характеристики СУ, необхідної для оптимального керування в умовах невизначеності. Власне кажучи, адаптацію можна ототожнити з оптимізацією в умовах недостатньої апріорної інформації [4].

Існують різні способи реалізації нейроконтролеру [4-5, 14-17, 10-11, 101-105, 107, 111-112 й ін.], однак більшість із них реалізовано на 1-2 каналних системах керування.

#### 1.4. Обґрунтування необхідності застосування генетичних алгоритмів оптимізації

Генетичні алгоритми (ГА) є методами глобальної оптимізації, які базуються на теоретичних досягненнях синтетичної теорії еволюції й сучасної генетики [5]. Із середини 80-х ГА стали достатньо активно застосовувати для багатомірних оптимізаційних завдань (у т.ч. синтезу АСК різного типу).

Вітчизняні аналоги подібних еволюційних підходів відомі як методи стохастичної оптимізації [47] та різновиди МГУА [52-55, 93]. Вони також застосовують базові аналоги низки принципів, реально існуючих у природі та гнучко адаптованих для реалізації (моделювання) на ЕОМ. Разом з цим, зазначені методи поки мають відомі проблеми збіжності [93].

Головною перевагою ГА є можливість одержання з його допомогою глобального рішення за прийнятний час. Більшість реальних завдань багатомірної оптимізації є багатоекстремальними. Тому більшість класичних методів оптимізації, що ґрунтуються на використанні градієнта цільової функції, не можуть гарантувати знаходження найкращого рішення [80] або для їхнього рішення потрібна неприпустима кількість машинних ресурсів (наприклад, часових).

Загальний підхід застосування ГА згідно з [47] полягає у наступному. Головний вираз для оптимізації визначається як

$$\max f(\chi) = \max \{f(\chi) + C\},$$

де  $f(\chi)$  – позитивно визначена функція мети, яка підлягає оптимізації;  $C$  – константа.

Завдання полягає у максимізації функції  $k$  змінних  $f(\chi_1, \dots, \chi_k)$ ; при цьому кожна змінна  $\chi_i (i = \overline{1, k})$  приймає значення у межах області  $D_i = [a_i, b_i]$  та  $f(\chi_1, \dots, \chi_k) > 0$  для кожного  $\chi_i \in D_i$ .

Кожна змінна  $\chi_i$  кодується як бінарний рядок довжиною  $m$ , що задовольняє задану точність так, що

$$(b_i - a_i) \times 10^6 \leq 2^m - 1,$$

де  $m$  – найменше число, яке задовольняє таку нерівність.

Кожна хромосома (потенційне рішення) представляється бінарним рядком довжиною  $m = \sum_{i=1}^k m_i$ . Наприклад,

$$\underbrace{01010111000111100}_m, \dots$$

де перші  $m_1$  бітів позначають  $\chi_1$  з діапазону  $[a_1, b_1]$ , другі  $m_2$  – з діапазону  $[a_2, b_2]$  і т.д.

Далі робота ГА здійснюється відповідно до загального алгоритму (рис. 1.18).

Основні етапи наведеного вище алгоритму такі:

- у кожній генерації оцінюється кожна хромосома на предмет її придатності з використанням функції  $f$  на декодованому наборі змінних;
- відбирається нова популяція з урахуванням розрахованої придатності;
- за допомогою операторів схрещування й мутації хромосоми комбінуються в нову популяцію.

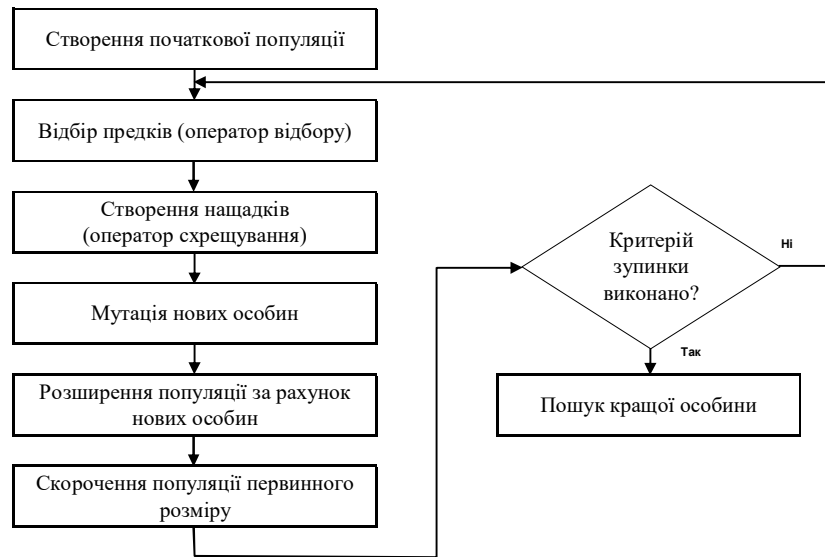


Рис. 1.18. Блок-схема роботи генетичного алгоритму (ГА) [47]

Після деякого числа генерацій, коли не спостерігається поліпшення популяції, краща хромосома представляє оптимальне (можливо, глобальне) рішення. Можлива також примусова зупинка генетичного алгоритму після фіксованого числа ітерацій.

Численні дослідження, що проводилися протягом 30-ти останніх років, довели, що ГА є кращим з існуючих методів, що забезпечує вирішення багатомірних та багатоекстремальних завдань глобальної оптимізації [5, 47]. Сьогодні на базі персонального комп'ютера за допомогою ГА можна вибрати найкраще рішення серед  $10^6$ – $10^7$  локальних екстремумів у пошуковому просторі розмірністю порядку  $10^3$  –  $10^4$ .

Іншою особливістю ГА є його висока ефективність при роботі з нестаціонарним оточенням [57, 74]. Хромосомне представлення інформації, а також пошук рішення за допомогою популяції пошукових точок дозволяють ГА знаходити глобальний оптимум навіть зашумленої або дуже мінливої цільової функції [79, 81, 112 та ін.]. При цьому в роботу алгоритму не вноситься ніяких змін у порівнянні зі стаціонарним випадком, і швидкість пошуку рішення зберігається на тому ж рівні.

Враховуючи зазначені властивості ГА, є доцільним його застосування в процесі оптимізації роботи ІСК технологічним процесом збагачення магнетитових кварцитів.

### 1.5. Постановка завдання для досліджень

Отже, для досягнення кінцевої мети - вирішення проблеми побудови комплексної інтелектуальної системи керування технологічним процесом збагачення магнетитових кварцитів у межах даної роботи встановлюються такі завдання:

- дослідити системні зв'язки показників основних ТП збагачення (подрібнення, класифікації, магнітної сепарації тощо) з метою формалізації побудови концепції інтегрованого інтелектуального керування фабрикою (секцією) магнітного збагачення залізної руди в умовах неповної та нечіткої інформації, де здійснюється узгоджене керування кожною окремою стадією та секцією збагачення в цілому;
- адаптувати існуючі методи нейромережевої ідентифікації для багатовимірних та багатозв'язних систем на прикладі ТП збагачення залізної руди та розробити принципи для інтелектуальної ідентифікації в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ з метою побудови математичної предикторної моделі для прямого і зворотного прогнозування в складі інтелектуальної системи керування;



- розробити структуру інтелектуальної системи керування ТП збагачення залізної руди на основі поєднання методів класифікаційного та інверсно-прогнозуючого нейрокерування і дослідити її властивості;
- розробити принципи та алгоритми роботи інтелектуальної системи керування ТП збагачення залізної руди на основі оптимізації параметрів процесу на підставі ідентифікаційної моделі (прямої чи зворотної) із застосуванням генетичних алгоритмів;
- здійснити програмно-технічну реалізацію інтелектуальної системи керування ТП збагачення залізної руди, здійснити промислові випробовування та впровадження розробок на діючих підприємствах, проектних та наукових установах.

### 1.6. Висновки до першого розділу

1. Ретроспективний аналіз досліджень та розробок у предметній галузі збагачення магнетитових кварцитів засвідчив, що більшість з існуючих зараз систем автоматизованого керування є морально та фізично застарілими, не ураховують одночасно характерні властивості ТП: багатовимірність та багатозв'язність, суттєву нелінійність, нестаціонарність, великі запізнення у часі, наявність нечіткої та неповної інформації. У такій ситуації одним з основних шляхів поліпшення якісних та кількісних показників роботи РЗФ в умовах ГЗК є застосування нових підходів щодо комплексної автоматизації керування ТП, заснованих на використанні сучасних технологій штучного інтелекту, адаптації та вдосконалення існуючих методів синтезу таких систем.

2. Більшість існуючих концепцій автоматизованого керування ТП збагачення в умовах РЗФ ГЗК розглядають незалежно керування окремими стадіями (переважно початковими), технологічними агрегатами або локальними процесами, а також не ураховують одну з головних особливостей ТП – нечіткість та неповноту виробничої інформації, що не дозволяє комплексно врахувати більшість зворотних зв'язків і призводить до постійних, переважно неконтрольованих, коливань якісних та кількісних показників проміжних продуктів переділу. Зазначене вимагає постійного втручання у хід ТП з метою переналаштування режимних параметрів, тому усунення таких недоліків вимагає подальшого дослідження системних зв'язків і

вдосконалення концепції узгодженого керування технологічною лінією РЗФ із застосуванням сучасних підходів з нейрокібернетики та нечіткої логіки.

3. Аналіз існуючих систем автоматизації ТП збагачення магнетитових кварцитів свідчить про переважне застосування 1-2 каналних систем регулювання параметрів окремих процесів або стадій переділу (частіше першої стадії подрібнення), що не завжди дозволяє стабільно витримувати задані значення вихідних показників роботи секції, а тому слід вдосконалювати зазначені підходи. Для цього необхідно здійснити додаткові дослідження багатоканальних та багатозв'язних інтелектуальних структур, призначених для ідентифікації та керування в умовах ТП збагачення з метою підвищення системності, узгодження та збільшення кількості каналів регулювання, що дозволить зробити більш сталими вихідні показники, як для окремих стадій переділу, так і для секції у цілому.

4. Відсутність можливості, складність, недостатня точність або висока вартість контролювання низки важливих параметрів ТП збагачення (вміст корисного, властивості збагачуваності тощо) у режимі реального часу не завжди дозволяють коректно здійснити визначення необхідних режимних параметрів та уставок регуляторів, це призведе до неприпустимих відхилень та неузгодженості у ході ТП, а тому вимагає розробки прогнозуючих та класифікуючих систем для непрямого визначення зазначених показників, які можуть здійснювати прогнозування чинників (пряме та зворотне) шляхом застосування методів інтелектуальної ідентифікації параметрів ТП збагачення.

5. Можливості більшості існуючих на сьогодні пошукових алгоритмів оптимізації багатовимірних нелінійних цільових функцій у складі багатозв'язних систем керування складними технологічним об'єктами обмежені для застосування у сучасних ІСК за рахунок недостатньої або повільної збіжності в умовах поганої обумовленості завдання, отриманого у результаті апроксимації ТП. Зазначене створює передумови для застосування більш потужних еволюційних методів пошуку глобального екстремуму на основі генетичних алгоритмів з метою отримання гарантованого рішення у режимі реального часу.

## 2. КОНЦЕПЦІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ МАГНІТНОГО ЗБАГАЧЕННЯ

### 2.1. Загальна характеристика ТП збагачення як об'єкту автоматизації

Технологічні процеси збагачення є багатовимірними об'єктами автоматизації з досить інтенсивними потоками різноманітної інформації. За класифікацією такі об'єкти належать до складних багатозв'язних систем. Для їх системного дослідження з точки зору кібернетики [29] та сучасної теорії керування [22, 116] спочатку треба розглянути основні інформаційні та управляючі зв'язки в умовах типової рудозбагачувальної фабрики на прикладі трьох найбільш важливих ТП: подрібнення, класифікації та магнітної сепарації. У якості базового підходу в процесі дослідження та побудови моделей будемо застосовувати системний (сімпліціальний) аналіз та досить поширену в кібернетичі методологію „чорної” скриньки.

Технологічні лінії збагачувальних фабрик складаються, як правило, із декількох послідовно розташованих ділянок типової технології (стадій), що включають наступні основні технологічні операції: здрібнювання, класифікацію і магнітну сепарацію. Схеми збагачення магнетитових кварцитів в умовах вітчизняних ГЗК, як правило, містять до 3-х стадій подрібнення та 4-5 стадій магнітної сепарації. На рис.2.1 наведено технологічну схему ТП збагачення в умовах РЗФ-2 Північного ГЗК. Незважаючи на окремі відмінності технології та обладнання, таку схему цілком можна вважати типовою в умовах більшості вітчизняних ГЗК.

### 2.2. Сімпліціальний аналіз інформаційних та керуючих потоків і зв'язків в умовах збагачувальної фабрики

Для оцінювання ієрархічної структури керування та аналізу залежностей потенційних інформаційних та управляючих потоків і зв'язків в умовах збагачувальної фабрики застосуємо алгоритм структурної q-зв'язності, що є однією з найбільш поширених та достатньо добре досліджених якісних характеристик систем [6, 117].

З метою системного дослідження, виявлення спільності завдань керування окремими стадіями збагачення візьмемо за основу технологічну схему (рис.2.1) та застосуємо методологію декомпозиції.

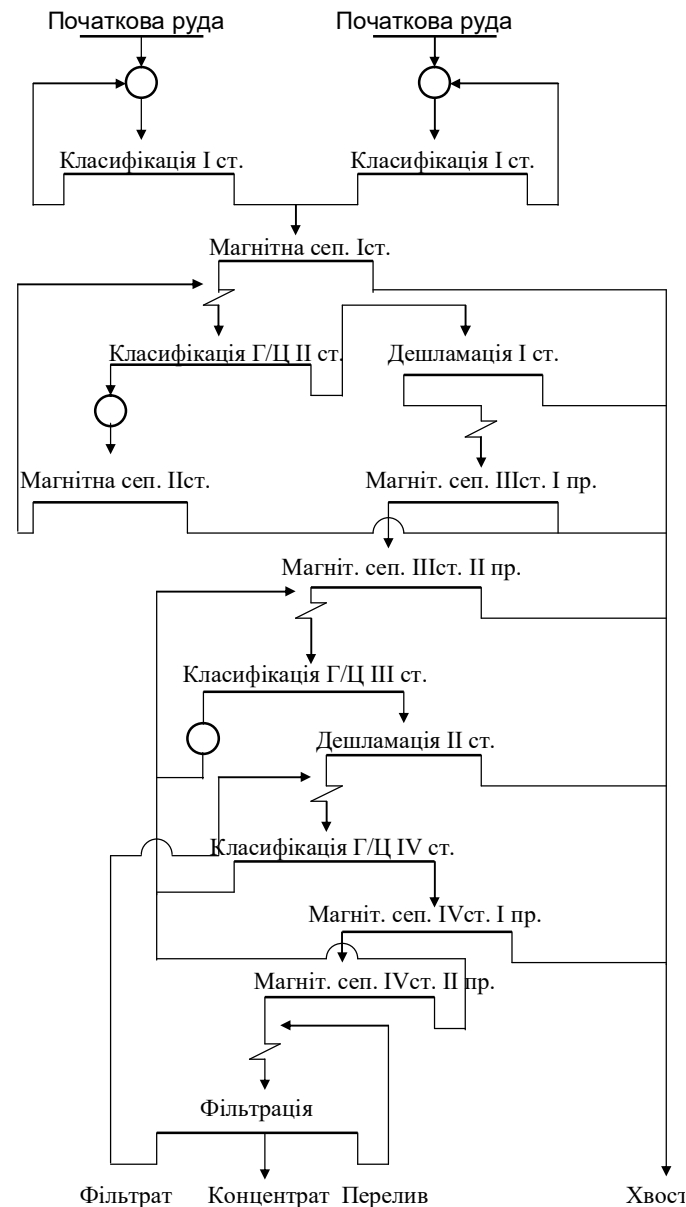


Рис. 2.1. Типова технологічна схема збагачення магнетитових кварцитів в умовах РЗФ ГЗК

Спрощена структурна схема технологічної лінії типової РЗФ магнітного збагачення залізної руди надана на рис. 2.2 [20]. Блоки мають такі позначення: 1 – шаровий млин (або млини) першої стадії; 2 – спіральний класифікатор; 3, 7, 9, 13, 15 – магнітні сепаратори; 4, 10 – зумпфи; 5, 11 – гідроциклони; 6, 12 – млини другої та третьої стадії (МШЦ, ММС тощо); 8, 14 – дешламатори; 16 – вакуум-фільтр; 17 – склад концентрату; 18 – хвостосховище; 19 – рудний бункер; 20 – завантажувальний пристрій для руди (автостела); 21 – блок контролю та керування ТП (ІСК).

Отже, згідно з [117-118], результуючу матрицю інцидентності  $\Lambda = \|\lambda_{ij}\|$  (де  $i, j=1, \dots, 15$  – номери блоків;  $\lambda_{ij}=1$ , якщо  $i$ -й блок є початком ребра, закінченням якого є блок  $j$ ;  $\lambda_{ij}=0$ , якщо  $i=j$  або  $i$ -й блок не є початком ребра, закінченням котрого є блок  $j$ ; номери строк відповідають позначенню симплексів) для даного випадку в аналітичному вигляді представлено на рис. 2.3.

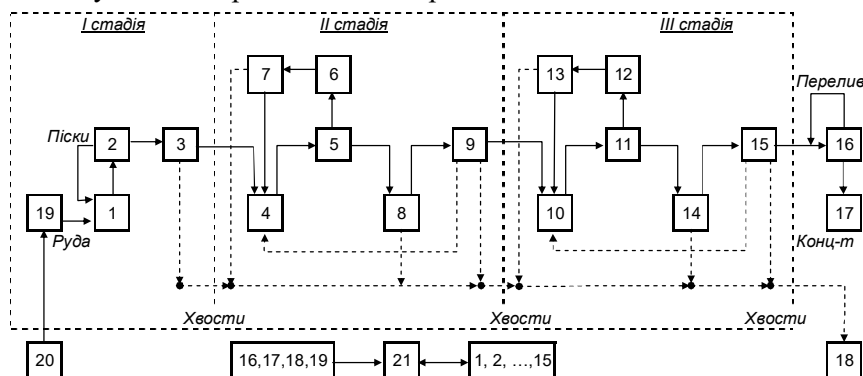


Рис. 2.2. Спрощена структура технологічної лінії (секції) РЗФ

Структурна збитковість матриці  $\Lambda$  оцінюється на основі показника  $R_k \in \mathfrak{R}$  [117]:

$$R_k = \left[ \sum_{i=1}^{21} \sum_{j=1}^{21} \lambda_{ij} \right] \frac{1}{20} - 1 = \frac{65}{20} - 1 \approx 2,25.$$

Оскільки  $R_k=2,25>0$ , то система є зв'язною (без обривів) та має збитковість (тобто потенційно надійна).

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Рис. 2.3. Матриця інцидентності  $\Lambda$

Виконуючи  $q$ -аналіз матриці  $\Lambda$ , шляхом сумування рядків та послідовного групування, отримуємо такі класи еквівалентності  $Q_{q_c}$  ( $Q_{q_c}$  – кількість симплексів розмірності  $q_c \in \mathfrak{T}$ ,  $q_c=0, \dots, 14$ ;  $\{u$  фігурних дужках $\}$  позначаються номери  $q$ -з'язних симплексів):

- $Q_{14}=1: \{21\}$ ;  $Q_{13}=1: \{21\}$ ;  $Q_{12}=1: \{21\}$ ;  $Q_{11}=1: \{21\}$ ;
- $Q_{10}=1: \{21\}$ ;  $Q_9=1: \{21\}$ ;  $Q_8=1: \{21\}$ ;  $Q_7=1: \{21\}$ ;
- $Q_6=1: \{21\}$ ;  $Q_5=1: \{21\}$ ;  $Q_4=1: \{21\}$ ;  $Q_3=3: \{9\}, \{15\}, \{21\}$ ;
- $Q_2=10: \{2\}, \{3\}, \{5\}, \{7\}, \{8\}, \{11\}, \{13\}, \{14\}, \{16\}, \{9, 15, 21\}$ ;
- $Q_1=7: \{1\}, \{4\}, \{6\}, \{10\}, \{12\}, \{19\}, \{2, 3, 5, 7-9, 11, 13-16, 21\}$ ;
- $Q_0=4: \{17\}, \{18\}, \{20\}, \{\text{решта вузлів, без виключення}\}$ .

Структурний вектор комплексу має такий вигляд:

$$Q_k=(1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;3;10;7;4).$$

Аналіз вектору  $Q_k$  показує, що він зв'язаний для великих (9,...,14), середніх (4,5,6) та малих (0) значень  $q_c$ . Зокрема, при  $q_c=0$ , 1, 2, 3 комплекс розпадається на кілька незв'язних компонентів, що інтерпретується як присутність двох геометричних перешкод у системі [119] або трьох рівнів q-зв'язних симплексів.

Ієрархічна організація типової структури керування технологічною лінією магнітного збагачення залізної руди в умовах РЗФ (на даної на рис. 2.2) також підтверджується однотипними функціональними характеристиками значень максимальної розмірності симплексів (де у фігурних дужках зазначається номер симплексу і потім у круглих – множина блоків, що входять до нього;  $\emptyset$  – пуста множина), які згруповано таким чином:

$$\begin{aligned} q_c = -1: & \{\emptyset(\emptyset)\}; \\ q_c = 0: & \{17,(21)\}, \{18,(21)\}, \{20,(19)\}; \\ q_c = 1: & \{1,(2,21)\}, \{4,(5,21)\}, \{6,(7,21)\}, \\ & \{10,(11,21)\}, \{12,(13,21)\}, \{19,(1,21)\}; \\ q_c = 2: & \{2,(1,3,21)\}, \{3,(4,18,21)\}, \{5,(6,8,21)\}, \\ & \{7,(4,18,21)\}, \{8,(9,18,21)\}, \{11,(12,14,21)\}, \\ & \{13,(10,18,21)\}, \{14,(15,18,21)\}, \\ & \{16,(16,17,21)\}; \\ q_c = 3: & \{9,(4,10,18,21)\}, \{15,(10,16,18,21)\}; \\ q_c = 14: & \{21,(1,2,\dots,15)\}. \end{aligned}$$

Аналіз груп малих значень  $q_c$  (-1, 0) показує, що їх зміст можна трактувати як симплекси, що характеризують вихідні та вхідні продукти переробки (наприклад, блоки: 17 – вміст корисного в концентраті, вихід, вилучення та продуктивність секції; 18 – втрати заліза в концентраті, 20 – кількість мінеральних різновидів у вихідній шихті, первинний вміст заліза, необхідні фізико-хімічні, морфологічні та технологічні властивості руди, грансклад. Також мале значення  $q_c = 1$  – відбиває режимні і керовані параметри роботи агрегатів подрібнення (млинів) та окремого допоміжного устаткування – зумпфів, бункерів (наприклад, для млинів різних стадій подрібнення це блоки 1, 6, 12: витрати руди та води, швидкість обертання, ступінь завантаження шарами, рудою чи рудною галькою при самоподрібненні,

циркуляційне навантаження, вихід та продуктивність за готовим класом; 4, 10 – рівень пульпи у зумпфах; 19 – ступінь завантаження рудного бункеру). Для груп середніх значень  $q_c$  (2, 3) – симплекси, що містять режимні параметри ТП класифікації, дешламації та магнітної сепарації і відповідні впливи керування (наприклад, блоки: 2 – кут нахилу ванни класифікатора, швидкість обертання, щільність пульпи в процесі класифікації та на зливі, вміст або вихід готового чи заданого класу, висота порогу зливу, витрати води, продуктивність за промпродуктом та пісками для спірального класифікатора; 5, 11 – діаметри живильного та зливного патрубків чи піскової насадки, тиск пульпи на вході, витрати води, продуктивність, вихід готового чи заданого класу для гідроциклонів; 3, 7, 9, 13, 15 – напруженість магнітного поля, швидкість обертання барабану, щільність пульпи, відстань між барабаном та ванною, продуктивність та якість за промпродуктом чи концентратом на виході, втрати корисного у хвостах, вилучення заліза, вихід концентрату та хвостів для магнітних сепараторів; 8, 14 – загальний обсяг пульпи, грансклад та витрати води на вході, продуктивність за промпродуктом та пісками, вихід готових класів у промпродукті та пісках для дешламаторів; 16 – робочі параметри для вакуум-фільтра); група  $q_c=14$  – симплекс, що складається з одного блоку 21 (дистанційне керування та збір даних в комплексі ТП).

Різні значення максимальних розмірностей симплексів формально відображаються в показнику  $\varepsilon \in \mathfrak{R}$  рівномірного розподілу зв'язків орієнтованого графу, що має  $m_1 \in \mathfrak{Z}$  ребер і  $m_2 \in \mathfrak{Z}$  вершин:

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^{m_2} (\rho_i - \rho_{cp})^2 = \sum_{i=1}^{m_2} \left( \rho_i - \frac{m_1}{m_2} \right)^2,$$

де  $\rho_{cp} \in \mathfrak{R}$  – середня ступінь вершини [117];

$\rho_i \in \mathfrak{Z}$  – дійсна ступінь  $i$ -ї вершини.

Для моделі технологічної лінії магнітного збагачення РЗФ, що розглядається з урахуванням залежності  $\rho_{cp}=m_1/m_2 = 65/21 \approx 3,1$  отримуємо:

$$\begin{aligned} \varepsilon^2 = & (2-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (2-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (2-3,1)^2 + (3-3,1)^2 \\ & + (3-3,1)^2 + (4-3,1)^2 + (2-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (2-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (3- \end{aligned}$$

$$3,1)^2 + (4-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (1-3,1)^2 + (1-3,1)^2 + (2-3,1)^2 + (1-3,1)^2 + (15-3,1)^2 = 162,57.$$

Отже, остаточно отримуємо  $\varepsilon = \sqrt{\varepsilon^2} \approx 12,75$ .

Результат  $R_k > 0$  показує, що топологічна структура секції РЗФ в умовах ГЗК наближається до кільцевого або повного графа [117], але при  $\varepsilon \neq 0$  це не є явно вираженим показником. Порівняльна характеристика різних топологій (послідовна, кільцева, радіальна, деревовидна, повний граф, незв'язна) на підставі  $R_k$  і  $\varepsilon$ , симпліціальний та візуальний аналіз наданої на рис. 2.2 структури секції РЗФ свідчать, що вона відповідає ієрархічній структурі з кільцевими (зворотними) зв'язками.

Таким чином, в ієрархічній структурі технологічної лінії (секції) збагачувальної фабрики ГЗК чітко виділяються три взаємодіючі виробничі рівні керування:

- режимними параметрами (нижній рівень);
- локальними ТП стадії (середній);
- комплексом ТП секції (верхній).

Така структура повністю відповідає загальноприйнятій в цей час концепції автоматизації промислових виробництв та відомим актуальним стандартам з побудови АСК, АСКП, АСК ТП (ГОСТ 24.104-85, 24.601-86, 24.602-86, 34.602-89 [121]), а також міжнародним: МЕК(ІЕС)-1131 [2, 121-126]; ISA S88, S95 [127-129]).

### 2.3. Локальні технологічні процеси та стадії збагачення магнетитових кварцитів як об'єкти керування

Основні канали керування для більшості локальних процесів збагачення магнетитових кварцитів наведені в [22]. З метою подальшої побудови концепції інтелектуального керування секцією (технологічною лінією) РЗФ розглянемо та проаналізуємо більш системно стадію як комплекс ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах ГЗК (рис. 2.4).

Як вже зазначалося в попередньому розділі, з технологічної точки зору саме перша стадія (особливо ТП подрібнення) є визначальною для якості вихідного продукту (концентрат, вміст заліза, вологість). Тому основним об'єктом автоматизації на збагачувальній фабриці є низка механізмів, які входять до складу першої стадії подрібнення – млин, живильники, які подають у млин руду, трубопровід, який подає воду, спіральний класифікатор, який слугує зворотним

зв'язком (технологічним) по поверненню крупних включень у млин, пристрій подачі шарів.

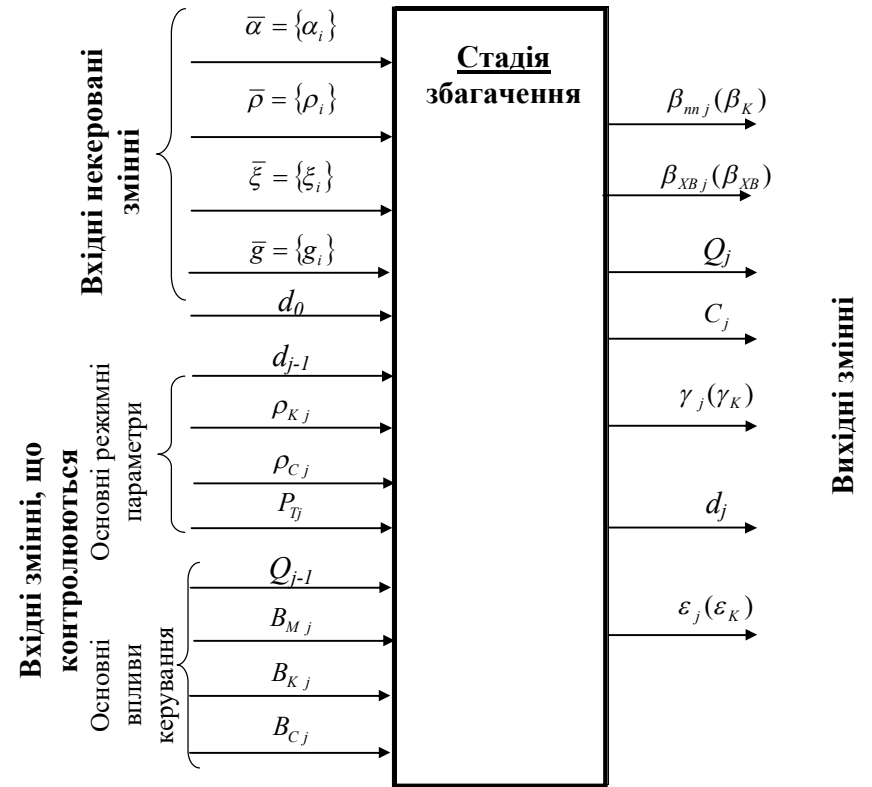


Рис. 2.4. Стадія магнітного збагачення як об'єкт керування

На рис. 2.4 прийнято такі умовні позначення:  $\bar{\alpha} = \{\alpha_i\}$ ,  $i = 1 \dots N_r$  – вміст корисного компонента у вихідній руді (шихті) за всіма промисловими різновидами;  $N_r$  – кількість промислових різновидів у шихті;  $\bar{\xi} = \{\xi_i\}$ ,  $i = 1 \dots N_r$  – відносна питома вага (співвідношення) для кожного різновиду у шихті;  $\bar{\rho} = \{\rho_i\}$ ,  $i = 1 \dots N_r$  – показник чи група показників, що характеризують фізико-хімічні властивості руди (наприклад, щільність відповідних різновидів у шихті, міцність, подріблюємість тощо [130], в

залежності від родовища та методики прийнятої на конкретному ГЗК);  $\bar{g} = \{g_i\}$ ,  $i = 1 \dots N_r$  – показник, що характеризує мінералогічні та морфологічні властивості збагачуваності руди (наприклад, усереднений розмір вкраплення індивідів та агрегатів магнетиту у руді за різновидами [131], в залежності від родовища та методики прийнятої на конкретному ГЗК);  $d_0$  – усереднена крупність руди (шихти) перед збагаченням (після дроблення, як правило –20 мм);  $Q_0$  – витрата руди на першій стадії збагачення;  $\bar{Q} = \{Q_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – постадійна переробка (на виході кожної стадії збагачення);  $N_s$  – кількість стадій збагачення;  $\bar{C} = \{C_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – циркуляційне (піскове) навантаження відповідної стадії;  $\bar{d} = \{d_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – усереднена крупність продукту після кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\bar{\rho}_\kappa = \{\rho_{\kappa j}\}$ ,  $i = 1 \dots N_s$  – щільність пульпи в процесі класифікації відповідно до кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\bar{\rho}_c = \{\rho_{c j}\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – щільність пульпи перед магнітною сепарацією (зливні класифікатора) відповідно до кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\bar{\beta}_{nn} = \{\beta_{nn j}\} = \{\beta_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – вміст корисного у промисловому продукті після кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\bar{\beta}_{x\kappa} = \{\beta_{x\kappa j}\} = \{\beta_{xj}\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – втрати корисного у хвостах після кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\beta_\kappa$  – якість концентрату;  $\bar{\gamma} = \{\gamma_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – вихід корисного у промисловому продукті після кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\gamma_\kappa$  – вихід корисного у концентраті;  $\bar{\varepsilon} = \{\varepsilon_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – витяг корисного у промисловому продукті після кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\varepsilon_\kappa$  – витяг корисного у концентраті.

Зазначені вище міркування обумовлюють доцільність автоматизації першої стадії. У зв'язку з цим на більшості вітчизняних ГЗК переважають системи автоматизації саме першої стадії [12, 22, 56]. Автоматизація подальших стадій або практично відсутня з економічних обґрунтувань (затрати на автоматизацію всіх стадій практично однакові, а ефект значно нижчий) або досить обмежена (фактично

поширені тільки системи стабілізації рівня пульпи у зумпфах [24, 32-33]).

На думку автора, застосування технологій інтелектуального керування дозволить вирішити цю проблему.

#### 2.4. Критерії керування технологічними процесами збагачення

Критерієм керування в таких умовах може бути узагальнений комплексний показник (функціонал або оператор функції мети) на основі максимізації потужності переробки руди, максимізації якості концентрату та мінімізації втрат корисного у хвостах збагачення

$$J = \begin{cases} Q \rightarrow \max \\ \beta_\kappa \rightarrow \max \\ \beta_{x\kappa} \rightarrow \min. \end{cases} \quad (2.1)$$

Крім того, можливе використання спрощених модифікацій багатобачного критерію (2.1). Наприклад, оптимізація одного з показників при обмеженнях на всі інші (так званий маргінальний підхід):

$$J = \begin{cases} \beta_{x\kappa} \rightarrow \min \\ Q_1 \leq Q \leq Q_2 \\ \beta_1 \leq \beta_\kappa(\beta_{nn}) \leq \beta_2, \end{cases} \quad (2.2)$$

де  $Q_1, Q_2, \beta_1, \beta_2$  – граничні значення відповідно до потужності переробки та якості концентрату (або промпродукта окремої стадії).

Також можливе використання критерію ефективності роботи комбінату при селективному видобутку і переробці залізорудної сировини [62], що представляє собою відношення середньозваженого вмісту корисного компонента (заліза) у концентраті, який одержується з різновидів кожної групи, до витрат на його одержання:

$$J = \sum_{i=1}^n \frac{V_i \cdot \beta_i}{Z_i} \rightarrow \max,$$

де  $\beta_i$  – вміст корисного компонента в концентраті, одержуваного з руди  $i$ -ї групи;  $V_i$  – обсяг виробництва концентрату, т, одержаного із шихти  $i$ -ї групи;  $Z_i$  – витрати на виробництво концентрату, одер-

жаного з окремої групи, грн;  $n$  – кількість вихідних продуктів виробництва.

Як приклад, розглянуто критерій ефективності роботи гірничо-збагачувального комбінату у вигляді

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \Pi_{i,j} = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n V_{i,j} (C_{i,j} - Z_{i,j}) \rightarrow \max, \quad (2.3)$$

де  $\Pi$  – прибуток підприємства, грн;  $C_i$  – відпускна ціна концентрату, одержаного з окремої групи, грн;  $k$  – кількість груп, у які поєднуються різновиди руд.

Значення  $V_i$ ,  $C_i$ ,  $Z_i$  в (2.3) є змінними величинами в залежності від кількості груп  $n$ , в які будуть об'єднані мінеральні різновиди залізних руд. Таким чином, зазначений критерій є функцією багатьох змінних, максимізація якої може привести до значних економічних ефектів. Як показано далі, оптимізація критерію дає можливість визначення відповідних уставок для регуляторів ТП.

У роботі [69] запропоновано техніко-економічний критерій ефективності використання ресурсів як відношення інтегрованих показників ефекту керування до ресурсомісткості процесів перетворення продукції, якими керують. У якості ресурсів можуть бути: руда, вода, енергія (або енергоносії).

Для загального випадку для систем безперервного типу

$$J = \int_{t_l}^{t_l + \Delta t} \left[ \int_0^v fpe(\tau) d\tau + \int_0^v fre(\tau) d\tau \right] dv \Bigg/ \int_0^{t_l} \left[ \int_0^v |fre(\tau)| d\tau - \int_0^v fpe(\tau) d\tau \right] dv, \quad (2.4)$$

де  $fpe(t)$  – потік ресурсовіддачі технологічних операцій;  $fre(t)$  – потік ресурсоспоживання технологічних операцій;  $t_l$  – момент (час) логічного завершення операції;  $\tau$ ,  $v$  – змінні інтегрування;  $\Delta t$  – інтервал (час) квантування.

Для дискретних керованих систем

$$J = \sum_{m=n_l}^{n_l+1} \left[ \sum_{k=n_l}^n (fpe_{k,m} + fre_{k,m}) \right] \Bigg/ \sum_{m=n_l}^{n_l+1} \left[ \sum_{k=n_l}^n (fpe_{k,m} + fre_{k,m}) \right] \frac{1}{2}, \quad (2.5)$$

де  $fpe_{k,m}$ ,  $fre_{k,m}$  – дискретні аналоги потоків ресурсовіддачі та ресурсоспоживання відповідно;  $n_l$  – вузол, найбільш близький

до логічного завершення операції;  $n_i$  – вузол реєстрації  $i$ -ої вхідної партії продуктів перетворення;  $n_j$  – вузол реєстрації  $j$ -ої вихідної партії продуктів перетворення.

У роботах [22, 29] наводиться критерій оптимальності Ханкока-Луйкена для технологічної лінії у вигляді

$$J = \frac{\gamma_K \beta_K}{\alpha(1-\alpha)}, \quad (2.6)$$

де  $\beta_K$ ,  $\gamma_K$  – відповідно: якість та вихід концентрату;  $\alpha$  – вміст магнетиту у вихідній руді як вплив, що збурує.

Недоліком наведеного критерію (2.7) є те, що він враховує лише три якісних та кількісних показника (хоча і дуже важливих). Зокрема, не враховуються показники продуктивності роботи обладнання, втрати корисних компонентів у хвостах тощо.

Ураховуючи вищезазначене, для умов технологічної лінії в роботі [22] запропоновано застосовувати систему критеріїв аналогічних (2.1-2.2), що комплексно ураховують найбільш важливі показники окремих стадій:

$$J = \begin{cases} Q_1 \rightarrow \max; \beta_1^{\min} \leq \beta_1 \leq \beta_1^{\max}; \beta_{XB1}^{\min} \leq \beta_{XB1} \leq \beta_{XB1}^{\max} \\ Q_2 \rightarrow \max; \beta_2^{\min} \leq \beta_2 \leq \beta_2^{\max}; \beta_{XB2}^{\min} \leq \beta_{XB2} \leq \beta_{XB2}^{\max} \\ \dots \\ Q_K \rightarrow \max; \beta_K^{\min} \leq \beta_K \leq \beta_K^{\max}; \beta_{XB}^{\min} \leq \beta_{XB} \leq \beta_{XB}^{\max} \end{cases}, \quad (2.7)$$

де  $Q_1, Q_2, \dots, Q_K$  – продуктивність роботи відповідних стадій (або за концентратом);  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K$  – якість вихідного продукту відповідної стадії або результуючого концентрату;

$\beta_1^{\min}, \beta_1^{\max}, \beta_2^{\min}, \beta_2^{\max}, \dots, \beta_K^{\min}, \beta_K^{\max}$  – відповідно мінімальні та максимальні обмеження на означені параметри якості за стадіями та на виході секції;  $\beta_{XB1}, \beta_{XB2}, \dots, \beta_{XB}$  – втрати корисного компонента у хвостах за стадіями чи в цілому на виході секції збагачення;

$\beta_{XB1}^{\min}, \beta_{XB1}^{\max}, \beta_{XB2}^{\min}, \beta_{XB2}^{\max}, \dots, \beta_{XB}^{\min}, \beta_{XB}^{\max}$  – аналогічні обмеження на втрати.

У роботах [41, 132-133] в якості критеріїв роботи ТП збагачення пропонується оптимізувати енергопостачання (наприклад, мінімізувати витрати електроенергії при подрібненні та ін. енергоміських

переділах). Не виключаючи такого підходу, в роботі [67] доводиться, що це не завжди може приводити до однозначних результатів.

Підсумовуючі зазначені критерії слід відмітити, що, на думку автора, економічні та техніко-економічні критерії доцільніше застосовувати на більш високих рівнях керування ТП. Наприклад, згідно з моделлю ієрархії міжнародного стандарту МЕК(ІЕС)-1131 (табл.2.4), це стосується, в першу чергу, керування ГЗК як підприємством в цілому (рівень 5) та керування окремими підрозділами комбінату, наприклад, РЗФ (рівень 4)[2, 121-129]. В першу чергу, це обумовлено тим, що визначення вартісних (цінових) показників безпосередньо в ході ТП або на локальних САР доволі ускладнено. Разом з тим, на рівні цеху та, особливо, на рівні підприємства це вже цілком можливо в складі відповідних АСК (наприклад, ERP, MRP/MRPII тощо [121]).

#### 2.5. Загальна методологія побудови АСК ТП збагачення залізної руди та місце в ній ІСК

На підставі даних симпліціального аналізу, завдань керування локальними процесами збагачення та секцією у цілому, критеріїв керування може бути побудована загальна методологія інтелектуального керування комплексом ТП РЗФ.

Автоматизоване керування технологічною лінією (секцією) збагачення в умовах РЗФ відноситься до третього рівня ієрархії згідно з поширеним міжнародним стандартом МЕК(ІЕС)-1131 (табл.2.4). Апаратно-програмні засоби реалізації та інтеграції на всіх рівнях надано [2, 121-129].

Наведена схема ієрархії встановлює загальну підпорядкованість підсистем низового рівня системам більш високого рівня та визначає пріоритети в інформаційному обміні. А саме, кожен наступний рівень ієрархії підпорядковує (інкапсулює) попередній. При цьому АСУ більш високого рівня за рахунок більшого пріоритету можуть встановлювати завдання та контролювати роботу АСУ більш низького рівня ієрархії.

Отже, відповідно такої ієрархії ІСК секцією магнітного збагачення залізної руди повинна підпорядковувати локальні АСК більш низьких рівнів 1-2, а також формувати завдання (уставки) та критерії для їх роботи. Зворотній зв'язок між ІСК та локальними АСК рі-

вня 1-2 здійснюється через контролюючі функції відповідних підсистем.

Таблиця 2.4

Ієрархія рівнів АСК згідно з міжнародним стандартом МЕК(ІЕС)-1131

Рівень ієрархії	Найменування	Типові засоби реалізації та інтеграції
(1)	(2)	(3)
1	Низової автоматики	<u>Апаратні</u> : датчики, первинні перетворювачі, виконавчі пристрої <u>Телекомунікаційні</u> : польові шини та промислові мережі <u>Програмні</u> : практично відсутні
2	Керування технологічним агрегатом (наприклад, млином – АСК ТП подрібнення)	<u>Апаратні</u> : промислові логічні контролери (ПЛК або PLC), промислові комп'ютери (ПрК) та сервери (ПрС), інтерфейсні панелі <u>Програмні</u> : SCADA – системи, ПІД – регулятори <u>Телекомунікаційні</u> : польові шини та промислові мережі
3*	Керування технологічною лінією тобто групою агрегатів (наприклад, секцією збагачення на РЗФ)	<u>Апаратні</u> : промислові логічні контролери (ПЛК або PLC), промислові комп'ютери (ПрК), інтерфейсні панелі <u>Програмні</u> : SCADA та MES – системи <u>Телекомунікаційні</u> : промислові мережі та локальні мережі
4	Керування на рівні цеху (наприклад, РЗФ ГЗК)	<u>Апаратні</u> : промислові комп'ютери (ПрК), персональні комп'ютери (ПК), NoteBook, Palm <u>Програмні</u> : MES/MRP/MRPII/ERP – системи <u>Телекомунікаційні</u> : промислові, локальні та корпоративні мережі
5	Керування на рівні підприємства	<u>Апаратні</u> : персональні комп'ютери (ПК), NoteBook, Palm <u>Програмні</u> : MRP/MRPII/ERP/OLAP/DSS – системи <u>Телекомунікаційні</u> : локальні, корпоративні та глобальні мережі



**Примітки:** (\*) – рівень керування, що безпосередньо розглядається у роботі.

У свою чергу ІСК підпорядковано системам більш високого рівня ієрархії, а саме рівням 4-5. Інформаційний обмін в прямому та зворотному напрямку між ними здійснюється аналогічним чином із вищезазначеним із урахуванням відповідної ієрархії.

На підставі означених вимог може бути запропонована така структурна схема реалізації інтелектуального керування секцією в умовах РЗФ ГЗК (рис. 2.5).

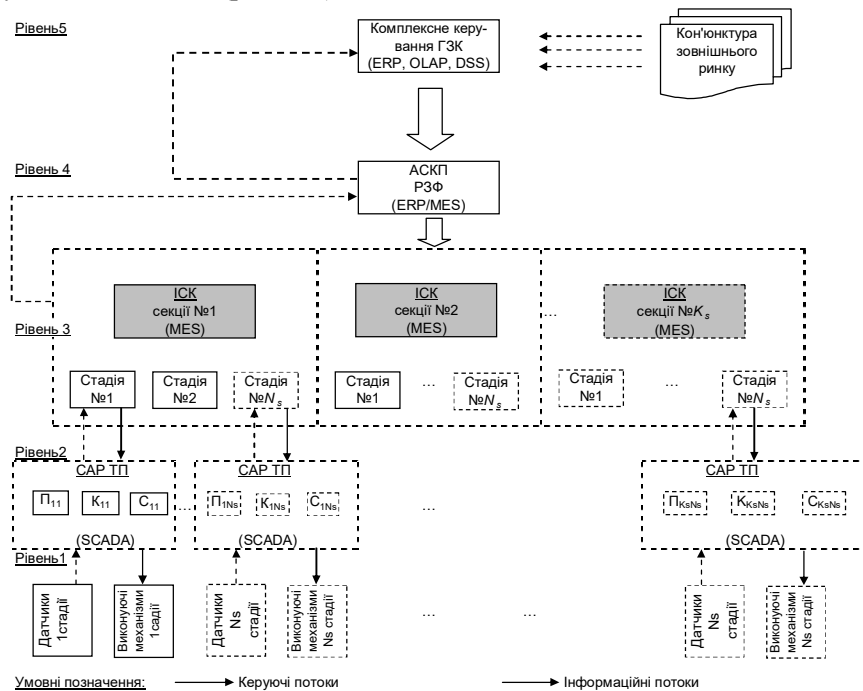


Рис. 2.5. Структурна схема взаємодії ІСК в загальній ієрархії у відповідності до стандарту МЕК(ІЕС)-1131:  $K_s$  - кількість секцій у складі РЗФ;  $N_s$  - кількість стадій збагачення

Схема показує структурні та інформаційні зв'язки за всією ієрархією керування в межах ГЗК та РЗФ у відповідності до стандарту МЕК(ІЕС)-1131. Треба також зазначити низку інших стандартів, як міжнародних (ISA S88, S95), так і вітчизняних (ГОСТ 24.104-85,

24.601-86, 24.602-86, 34.602-89), де також можна простежити подібні ієрархічні рівні [121-129].

Апаратні засоби реалізації подібних АСК ТП на нижніх рівнях (промислові контролери, шини та мережі тощо) достатньо докладно розглянуто в роботі автора [134], а також у джерелах [135-141].

SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition – диспетчерське (або операторне) керування й збір даних). Під терміном SCADA розуміють апаратно-програмне забезпечення для розробки та експлуатації систем керування технологічними процесами в реальному часі (АСУ ТП), що реалізують процедури віддаленого збору та обробки даних. SCADA – системи дозволяють розробляти АСУ ТП у клієнт-серверній або в розподіленій архітектурі типу DCS (Distributed Control System – розподілена система керування). В умовах технологічної лінії (секції) РЗФ такі підсистеми повинні контролювати локальні ТП (наприклад, подрібнення, класифікацію, магнітну сепарацію) у складі відповідних САР.

У розподілених DCS окремі модулі можуть функціонувати незалежно від інших. На відміну від них, в ієрархічних SCADA/MES – системах існує багаторівневий зв'язок компонентів системи. Вищенаведений q-аналіз структури РЗФ відповідає другому підходу - SCADA-технології. Причому SCADA-система повинна інтегруватися у виробництво як горизонтально, так і вертикально. Горизонтальна інтеграція поєднує між собою всі автономні системи автоматизації й адміністративні контури в єдині інформаційні мережі, що забезпечує необхідний обмін даними в реальному масштабі часу між всіма підрозділами основного й допоміжного виробництва. Вертикальна інтеграція усуває перешкоди між рівнями й базується на організації потоків інформації від нижнього рівня у внутрішні й зовнішні комп'ютерні мережі й через них - в адміністративні системи керування (ERP, MRP).

MES (Manufacturing Execution System) – виконавча система виробництва або інформаційна система рівня цеху (РЗФ). Як правило, такі системи здійснюють контроль та керування групами локальних ТП або технологічних ліній (наприклад, в умовах РЗФ це секція або група секцій).

Програмні комплекси типу DSS (Decision Support Systems – системи підтримки рішень) та ES (Expert System – експертні системи)

мають схоже призначення, але відрізняються методами та технологіями реалізації. Це спеціалізоване програмне забезпечення, що призначено для автоматизації процесу прийняття рішень фахівців переважно вищого менеджменту (хоча можливі реалізації для спеціалістів рівня диспетчера, технолога, майстра тощо [38, 58, 60, 142-150]). У вітчизняній літературі терміну DSS відповідає поняття СППР (системи підтримки прийняття рішень).

ERP-системи (Enterprise Resource Planning System – система планування ресурсів підприємства) – призначені для комплексної автоматизації обліку й керування підприємством. Як правило, ERP-системи будуються за модульним принципом і охоплюють ключові процеси (бізнес-процеси вищого менеджменту) діяльності компанії[151].

Історично концепція ERP стала розвитком більше простих концепцій MRP (Material Requirement Planning - планування матеріальних потреб) і MRP II (Manufacturing Resource Planning - планування виробничих ресурсів). Застосований в ERP/MES- системах програмний інструментарій дозволяє проводити виробниче планування, моделювати потік замовлень й оцінювати можливість їхньої реалізації в службах і підрозділах підприємства, погоджуючи його зі збутом. У вітчизняних стандартах термінам ERP/MRP – відповідає термін АСУП (автоматизовані системи керування підприємством) або корпоративна інформаційна система (КІС).

OLAP (On Line Analytical Processing – обробка й аналіз даних у режимі реального часу) – програмна технологія, яка будується на базі створення та підтримки в актуальному стані сховищ даних (DW-DATA Warehouse) і системах «видобутку знань» (data mining) з DW. Причому обидві підсистеми повинні працювати та оновлюватися в режимі реального часу (On-Line). Основна сфера застосування таких систем – переважно вищий менеджмент підприємств (наприклад, інформаційно-аналітичні центри, ситуаційні кімнати тощо [151]). У вітчизняній літературі термін data mining трактується як інтелектуальний аналіз даних (ІАН)[51, 93, 150, 152].

Усі вищезазначені системи разом із іншими технологічними комплексами (рудника, дробарної фабрики, транспортних цехів) можуть бути вільно інтегровані в комплексну систему керування підприємством (КСКП), в даному випадку ГЗК[2, 48, 59, 151, 153].

Але проблема даної роботи, як вже зазначалося, обмежується тільки рівнем 3 згідно з загальною ієрархією (рис. 2.5).

## **2.6. Теоретичні підходи щодо застосування інтелектуальних технологій нейрокібернетики для керування секцією РЗФ**

З огляду на багатомірність, нечіткість, різнотипність і неповноту технологічної інформації на всіх рівнях керування для підтримки прийняття рішень (операторів, диспетчерів, технологів й ін.) ТП і підвищення якості прийнятих їм рішень необхідне застосування ІСК.

Для подальшого застосування однієї з поширених технологій інтелектуального керування – нейрокерування для складних об'єктів згідно з [4, 17] необхідно виконати такі етапи:

- 1) формулювання мети та критеріїв керування;
- 2) уточнення об'єкта керування та визначення його меж;
- 3) створення загальної математичної моделі ОУ і формування вектора простору стану системи (визначення структури);
- 4) визначення параметрів моделі ОУ (ідентифікація);
- 5) синтез керування (тобто інтелектуального регулятора);
- 6) реалізацію керування на підставі визначеного алгоритму;
- 7) корекцію та оптимізацію окремих етапів керування.

У межах даного розділу буде розглянуто пп. 1-3 цієї методології. Вирішення решти завдань було розглянуто в роботах [92, 154-158].

Критерії керування, що найбільш прийнятні для застосування в роботі ІСК, вже було розглянуто вище (2.1-2.3). На підставі цього, було визначено, що головна мета керування технологічною лінією (секцією збагачення) полягає у тому, щоб на її виході стабільно одержувати концентрат заданої якості з максимально можливою переробкою вихідної руди при зміні її фізико-механічних і хіміко-мінералогічних властивостей на вході. Крім того, як правило, треба урахувати низку обмежень і умов на ведення процесу збагачення, найбільш важливим з яких є обмеження втрати магнетиту в хвостах. Розглянемо можливість створення такої інтелектуальної системи на прикладі ТП магнітного збагачення залізної руди.

На підставі вищезазначених положень вже відомо, що для оптимального керування ТП збагачення в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ необхідно враховувати низку параметрів, які можна

представити у вигляді множини вектору стану системи. Відповідно до рис. 2.4 маємо

$$\bar{X} = \left\{ \begin{array}{l} \bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0, Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_\kappa, \bar{\rho}_c, \\ \bar{\beta}_{nm}, \bar{\beta}_{x\beta}, \beta_\kappa, \bar{\gamma}, \gamma_\kappa, \bar{\varepsilon}, \varepsilon_\kappa \end{array} \right\}. \quad (2.8)$$

Причому слід відзначити, що показники типу  $\bar{\alpha}, \beta, \gamma, \varepsilon$  можуть відслідковуватися для декількох продуктів (наприклад, залізо загальне та магнітне і т.д.). Крім того, фактори  $\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0$  множини (2.8) за походженням можна віднести до апріорної інформації. Вони визначаються у технологічних процесах, які передують збагаченню (видобуток руди в кар'єрі, дроблення на дробильній фабриці) і не є керованими для РЗФ. Тому фактично їх можна вважати збудуючими. Проблемаю також є те, що більшість із означених збудуючих параметрів є геологічною інформацією і на теперішній момент на вітчизняних ГЗК практично не існує засобів їх оперативного контролю з необхідною точністю (за виключенням гранскладу  $d_0$ ). Тому для їх представлення у подальшому доцільно застосування нечіткої логіки (fuzzy logic) [92, 158]. Певним вирішенням у цьому випадку також є застосування технологій інтелектуального прогнозування [59, 61, 159]. Решта показників із (2.8) виникає безпосередньо у процесі збагачення і там може змінюватись режимно або регулюватись. Оперативний контроль цих факторів здійснюється, але не завжди з необхідною дискретністю та точністю (особливо для якісних показників). Цю ситуацію можливо покращити шляхом впровадження більш сучасних вимірювальних технологій та приладів [7, 12, 160-161].

З метою спрощення подальшого застосування нейрокібернетичного підходу за рекомендаціями [47] слід зробити нормалізацію для всіх складових простору станів. Це пов'язано з тим, що нейронні мережі зазвичай погано працюють із величинами з досить широкого діапазону значень, що іноді зустрічаються у вихідних даних. Для виключення цього небажаного явища дані необхідно промасштабувати в діапазоні  $[0...1]$  або  $[-1...1]$ . Також слід зазначити, що застосування для формування виходу мережі окремих активаційних функцій може призводити до труднощів при отриманні вихідних значень, близьких до граничних: 1(-1) або 0. У наслідок цього доцільно

проводити масштабування таким чином, щоб вихідний діапазон значень складав або  $[0,2...0,8]$  або  $[-0,8...0,8]$ .

На підставі вищезазначеного для нормування будемо застосувати такі залежності

$$X_s = Sc \times X_u + Of, \quad (2.9)$$

$$Sc = (T_{max} - T_{min}) / ((R_{max} - R_{min})), \quad Of = T_{min} - Sc \times R_{min} \quad (2.10)$$

де  $X_s, X_u$  – відповідно відмасштабовані та первинні вихідні дані;  $T_{min}=0, T_{max}=1$  – мінімум максимум функції мети;  $R_{min}, R_{max}$  – мінімум максимум вихідних даних.

У більш складних випадках слід застосовувати перетворення Вейвлета або Фур'є [47].

Із урахуванням (2.8) подальшу постановку завдання інтелектуального керування технологічною лінією (секцією) можна також умовно представити за допомогою класичної в кібернетиці схеми «чорної скриньки» (рис. 2.6).

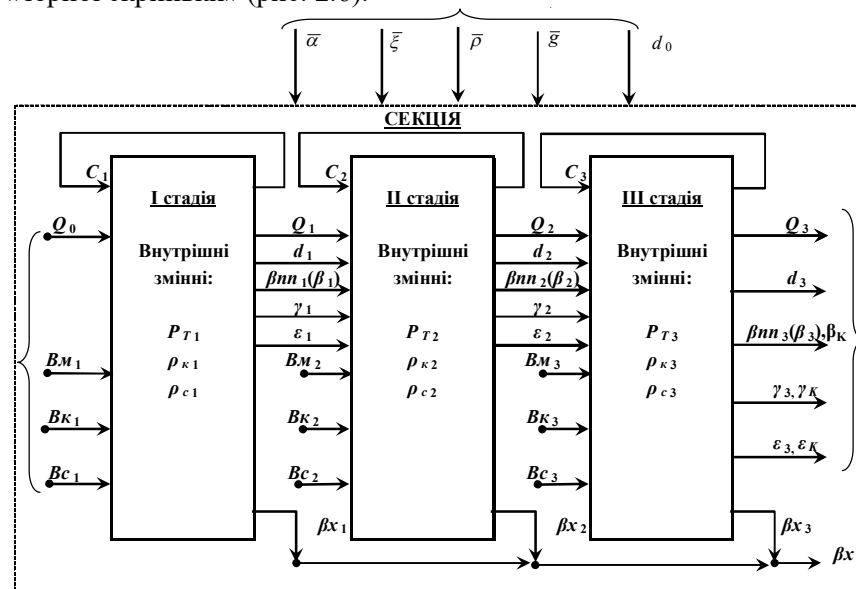


Рис. 2.6. Технологічна лінія (секція) РЗФ як об'єкт інтелектуального керування

Виходячи з цього, для керування процесом збагачення вектори  $X, U, Y, V$  на підставі (2.8) та рис. 2.6 можна формувати так

$$\bar{X} = \{\bar{U}, \bar{V}, \bar{Y}\} = \left\{ \begin{array}{l} \bar{V} = \{\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0\} \\ \bar{U} = \{Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_\kappa, \bar{\rho}_c\} \\ \bar{Y} = \{\bar{\beta}_{nm}, \bar{\beta}_{x\kappa}, \beta_\kappa, \bar{\gamma}, \gamma_\kappa, \bar{\varepsilon}, \varepsilon_\kappa\} \end{array} \right\}. \quad (2.11)$$

При цьому розподіл вектора стану на вхідні та вихідні показники є досить умовним тому, що більшість параметрів на виході, наприклад, першої стадії будуть вхідними для другої і т.д.

Для практичної реалізації багатовимірної системи типу рис. 2.6 (з метою подальшої ідентифікації чи автоматизації керування ТП) на основі технологій штучного інтелекту може бути запропонована типова багатощарова нейромережева структура (рис. 2.7).

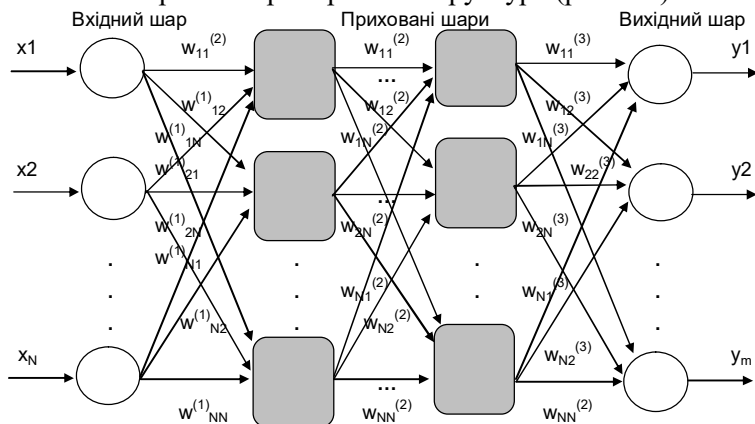


Рис. 2.7. Структурна схема багатощарової нейромережі

Означена структура може бути реалізована за допомогою будь-якої архітектури, що були розглянуті у попередньому розділі (рис. 1.5-1.10). Але, як показали дослідження [13, 154-159], найбільш перспективними для застосування в умовах ТП збагачення є такі мережі:

- 1) на основі класичних перцептронів;
- 2) радіально-базисних функцій (РБФ);
- 3) повністю або частково зв'язні.

З урахуванням (1.1-1.3) математична модель нейронної мережі для найпростішої двохшарової архітектури виглядає так:

$$y_i(\theta) = y(w, W) = F_i \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{ij} f_j \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{lj} + w_{j0} \right] + W_{i0} \right), \quad (2.12)$$

де  $y_i$  – значення сигналу на виході мережі;  $n_h$  – кількість нейронів прихованого шару;  $n$  – розмірність вектору входів;  $\theta$  – вектор параметрів нейромережі, що вимагають настроювання (містить вагові коефіцієнти та нейронні зсуви  $w_{jl}, W_{ij}$ );  $f_j(x)$  – значення функції активації нейронів для вхідного та прихованого шарів;  $F_i(x)$  – значення функції активації нейронів вихідного шару (1.4-1.11).

Стосовно ТП збагачення залізної руди, який на більшості вітчизняних ГЗК включає 3-4 стадії, будемо розглядати керування кожною окремою стадією за допомогою власної нейромережі (рис. 2.8). Кожна така мережа має вхідний і вихідний, а також приховані шари. Причому вихідні нейрони кожної наступної стадії з'єднуються із вхідними нейронами попередньої стадії. Тобто вихідні показники першої стадії є вхідними для другої, другої – для третьої і т.д. Параметри вектору керування  $U$  додаються на вхід кожної стадії окремо. Отже, можливе відслідковування та регулювання параметрів кожної стадії окремо або усієї технологічної схеми в цілому. Саме такий підхід [2] дозволить зменшити необхідний обсяг вибірки даних для параметризації (навчання) нейромережевої математичної моделі ТП збагачення в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ.

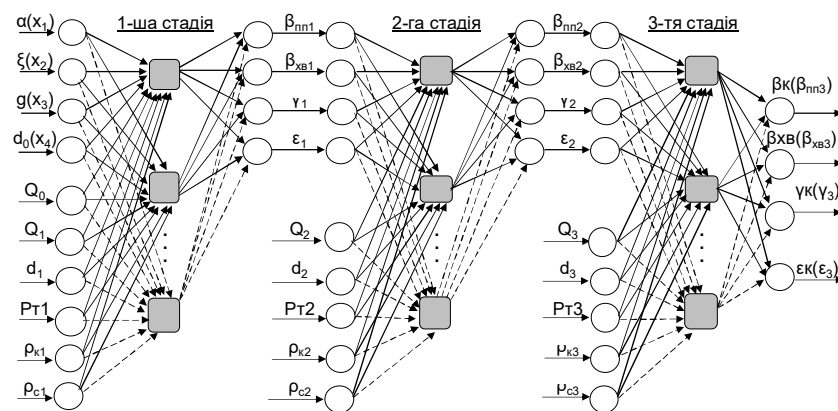


Рис. 2.8. Структура багатощарової нейронної мережі для інтелектуальної моделі керування ТП збагачення магнетитових кварцитів

Після успішного навчання (параметризації) штучних нейромережевих структур (рис. 2.8), як буде показано в наступних розділах, подібні нейромережеві структури можна досить успішно застосовувати для ідентифікації, прогнозування (прямого та зворотного) та автоматизованого керування ТП збагачення із визначенням в режимі реального часу керуючих дій на підставі вихідної інформації та критеріїв типу (2.1-2.2).

## 2.7. Принципи застосування нейрокерування в умовах нечіткого представлення вхідної інформації

Як вже зазначалося вище, що більшість вхідних впливів, збудують ( $\bar{V}$ ) з системи (2.11) є геологічною інформацією апріорного характеру. Зараз в умовах РЗФ вітчизняних ГЗК практично не існує надійних засобів їх оперативного контролю з необхідною точністю. Тому для їх представлення у подальшому доцільно застосування нечіткої логіки (fuzzy logic) [92-93].

У випадку нечіткого представлення інформації про збурення в (2.11) отримуємо на вході такий вектор стану:

$$\bar{X} = \{\bar{U}, \bar{V}, \bar{Y}\} = \left\{ \begin{array}{l} \bar{V} = \{\bar{\mu}_\alpha, \bar{\mu}_\xi, \bar{\mu}_\rho, \bar{\mu}_g, \mu_{d_0}\} \\ \bar{U} = \{Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_\kappa, \bar{\rho}_c\} \\ \bar{Y} = \{\bar{\beta}_m, \bar{\beta}_{xg}, \beta_\kappa, \bar{\gamma}, \gamma_\kappa, \bar{\varepsilon}, \varepsilon_\kappa\} \end{array} \right\}, \quad (2.13)$$

де  $\bar{V} = \{\bar{\mu}_\alpha, \bar{\mu}_\xi, \bar{\mu}_\rho, \bar{\mu}_g, \mu_{d_0}\}$  – нечіткі множини із відповідними значеннями функції належності (ФН) для кожного елементу з означених векторів збурень ( $\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}$ ).

На підставі даних [130-131] необхідні множини лінгвістичних змінних та відповідних термів для параметрів, що входять до (2.13) визначаються у такий спосіб:

- за вмістом заліза загального та магнітного  $T_{\bar{\alpha}}$ : {«бідні руди»; «нормальні руди»; «багаті руди»};
- за співвідношенням мінеральних різновидів руди у шихті (за потенційною збагачуваністю або розкриттям мінералів)  $T_{\bar{\xi}}$ : {«ті, що погано збагачуються»; «нормальні»; ті, що добре збагачуються»};

- за щільністю мінеральних різновидів руди у шихті  $T_{\bar{\rho}}$ : {«ті, що легко подрібнюються»; «нормальні»; «ті, що важко подрібнюються»};
- за усередненим розміром індивідів та агрегатів (або вкрапленням)  $T_{\bar{g}}$ : {«тонке вкраплення»; «середнє вкраплення»; «крупне вкраплення»};
- за гранулометричним складом початкової шихти (за вмістом контрольного класу, наприклад, -200мм)  $T_d$ : {«вміст незначний»; «вміст середній»; «вміст вагомий»}.

Наприклад, згідно з даними [131] залежність значень функції належності від середнього розміру індивідів та агрегатів (вкраплення) магнетиту для мінеральних різновидів Валявкінського родовища достатньо зручно визначити у такий спосіб (див. рис. 2.9). Зазначені функції належності достатньо зручно застосовуються при побудові нейро-нечітких структур. При цьому для процедури дефазифікації застосовуються прості вирази (2.14-2.15).

Для ФН сигмоїдального типу з урахуванням (1.6) отримуємо:

$$\mu(s) = [1 + \text{Exp}(-bs + a)]^{-1}, s \in S, \quad (2.14)$$

де  $S$  – множина можливих значень аргументу функції  $x$ ;  $a, b$  – параметри, що підлягають налаштуванню.

Для лінійного випадку застосовується звичайне рівняння типу

$$\mu(s) = as + b. \quad (2.15)$$

Логічне виведення у цих двох випадках (2.14-2.15) здійснюється на підставі нечіткого алгоритму, бази знань якого сформовано у вигляді трьох простих правил продукції:

- 1) якщо значення середнього розміру індивідів та агрегатів магнетиту у мінеральному різновиді ( $g_i$ ) менше за 0,035 мм, то вкраплення є тонким;
- 2) якщо значення  $g_i$  більше за 0,07 мм, то вкраплення є крупним;
- 3) якщо не виконуються обидва перші правила одночасно (тобто значення  $g_i$  знаходиться у перехідній зоні), то вкраплення вважається середнім.

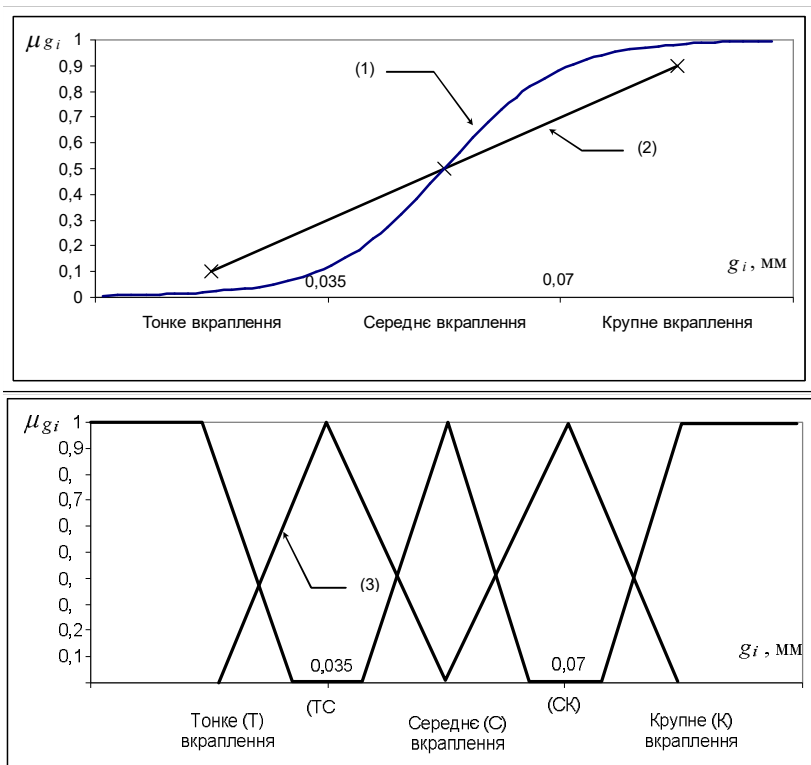


Рис. 2.9. Залежності функції належності ( $\mu_{g_i}$ ) від значень середнього розміру вкраплення магнетиту ( $g_i$ , мм) за обраним  $i$ -м різновидом руди:

1 – сигмоїдальний тип ФН; 2 – лінійний тип ФН; 3 – розширена шкала термів із застосуванням трикутних форм ФН.

У більш складних випадках при необхідності застосування більшої кількості лінгвістичних термів для нечітких множин з метою підвищення точності керування необхідно використовувати функції належності у формі трикутників та трапецій. При цьому застосовуються стандартні схеми та процедури нечіткого виведення (методи центру тяжіння; першого, середнього максимумів; алгоритми Мамдані, Цукамото, Сугено, Ларсена [4, 14, 17, 47, 95 та ін.]). Так, на рис. 2.9(3) для опису та представлення властивостей вкраплення ма-

гнетиту мінеральних різновидів руд у входній шихті застосована така множина 5-ти термів

$$T_{\bar{g}} = \{\langle T \rangle, \langle TC \rangle, \langle C \rangle, \langle CK \rangle, \langle K \rangle\},$$

де Т – різновиди з тонким вкрапленням;

С – різновиди з середнім розміром вкраплення;

К – різновиди з крупним розміром вкраплення;

ТС – нечітка межа тонким та середнім розміром вкраплення (близько 0,035мм);

СК – нечітка межа середнім та крупним розміром вкраплення (приблизно 0,07 мм).

Аналогічно визначаються залежності функції належності для решти нечітких змінних (2.13).

Для застосування подібних підходів у складі інтелектуальних керуючих структур, що розглянуті вище (рис. 2.8), на вході нейромережі необхідно додатково здійснювати стандартні процедури нечіткого виведення: фазифікації (оцінки та приведення до нечіткості), логічного виведення, композиції та приведення до чіткості (дефазифікації) [4, 14, 17, 47, 95 та ін.]. Зазначені операції виконує відокремлений блок нечіткої логіки (БНЛ), що представлений на рис. 2.10.

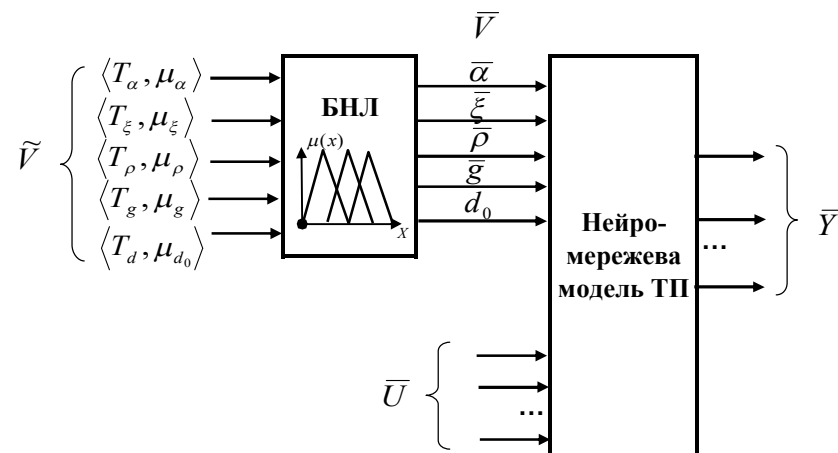


Рис. 2.10. Схема перетворення нечіткої інформації та взаємодії у складі ІСК

На вхід БНЛ подаються нечіткі значення зазначених технологічних параметрів у вигляді лінгвістичних змінних із відповідними ФП. Після здійснення стандартних процедур нечіткого виведення на виході маємо чіткі значення впливів, що збурюють  $(\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g})$ . Такі значення після нормування із застосуванням (2.9-2.10) передаються на вхід нейромережевої структури (рис. 2.8). Подальша робота такої схеми не відрізняється від раніше зазначених підходів (п.2.6).

Відмінність запропонованого підходу полягає у відсутності необхідності здійснення процедури нечіткого логічного виведення засобами самої НМ, що накладає певні обмеження на архітектуру мережі та вимагає застосування гібридних (нейро-нечітких) структур та спеціалізованих алгоритмів навчання [4, 14, 17, 47, 95 та ін.]. Зовнішня незалежна реалізація БНЛ програмним шляхом дозволяє уникнути зазначених обмежень, гнучко застосовувати різні типи архітектур НМ, а також використовувати ідентичні прямі та інверсні моделі інтелектуальної ідентифікації та керування в залежності від напрямку їх параметризації (навчання) [154-159; 162-163].

### 2.8. Оцінка статистичних параметрів нейроструктур

У подальшому завдання створення системи керування на основі застосування нейронних структур на першому етапі полягає у визначенні обсягу статистичної вибірки для параметризації (навчання) нейромережевої моделі та оцінці кількості нейронів у вхідному, вихідному та прихованому шарах. У даному випадку, згідно зі схемою (див. рис. 2.8), в якості вхідних параметрів нейроном мережі виступають елементи векторів  $X$ , а вихідні параметри визначаються вектором  $Y$ . Кількість нейронів прихованого шару попередньо можна оцінити на підставі залежності з [18]:

$$\frac{N}{10} - n - m \leq n_h \leq \frac{N}{2} - n - m, \quad (2.16)$$

де  $n_h$  – кількість нейронів у прихованому шарі;  $n$  – кількість вхідних сигналів;  $m$  – кількість вихідних сигналів;  $N$  – кількість елементів статистичної вибірки необхідної для навчання.

З іншого боку, значення  $n_h$  згідно з [5] можна оцінити у такий спосіб

$$\frac{N \cdot \varepsilon_0}{n} > n_h, \quad (2.17)$$

де  $\varepsilon_0$  – відносна похибка прогнозування нейромережевої моделі.

Якщо сумістити вирази (2.16) та (2.17), то отримуємо еквівалентну систему рівнянь

$$\begin{cases} \frac{N}{10} - n - m \leq \frac{N \cdot \varepsilon_0}{n} \\ \frac{N \cdot \varepsilon_0}{n} \leq \frac{N}{2} - n - m \end{cases}. \quad (2.18)$$

Вирішуючи систему (2.18) відносно  $N$ , отримуємо

$$\begin{cases} \frac{N}{10} - \frac{N \cdot \varepsilon_0}{n} \leq n + m \\ \frac{N}{2} - \frac{N \cdot \varepsilon_0}{n} \geq n + m \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \frac{N(n - 10\varepsilon_0)}{10n} \leq n + m \\ \frac{N(n - 2\varepsilon_0)}{2n} \geq n + m \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} N \leq \frac{10n(n + m)}{(n - 10\varepsilon_0)} \\ N \geq \frac{2n(n + m)}{(n - 2\varepsilon_0)} \end{cases}$$

або

$$\frac{2n(n + m)}{(n - 2\varepsilon_0)} \leq N \leq \frac{10n(n + m)}{(n - 10\varepsilon_0)}. \quad (2.19)$$

Якщо прийняти, що  $\varepsilon_0 \rightarrow 0$ , то вираз (2.19) можна ще спростити

$$2(n + m) \leq N \leq 10(n + m). \quad (2.20)$$

Зробимо аналітичну оцінку граничного обсягу статистичної вибірки для умов ТП збагачення. За результатами робіт [153-159, 162-163] можна прийняти такі значення параметрів виразу (2.19) для однієї стадії:

- кількість вхідних параметрів із урахуванням 2-3 тактової затримки очікується не більше 60 сигналів (приймаємо  $n=60$ );
- кількість параметрів на виході для аналогічних умов потенційно може скласти до 30 сигналів (приймаємо  $m=30$ );
- похибка прогнозування, яку можна досягти за таких умов, до 1% (тобто приймаємо  $\varepsilon_0=0,01$ ).

Тоді граничні обсяги статистичної вибірки показників збагачення для однієї стадії будуть такі:

$$180 \leq N \leq 900.$$

При цьому кількість нейронів у прихованих шарах на підставі (2.16) не перевищить значення  $n_h = 360$ .

На другому етапі необхідно провести навчання кожної нейронної мережі для системи (рис. 2.8). Процес навчання подібних систем – це визначення коефіцієнтів ваги для всіх зв'язків (синапсів). Для цього необхідно набрати відповідну статистику та обрати або розробити алгоритм навчання. Автором протягом 2002-2007рр. аналізувалися поетапні показники збагачення магнетитових кварцитів для чотирьох ГЗК Кривбасу (Центрального, Північного, Ігулецького та Новокриворізького). У результаті цієї роботи за обраними підприємствами було зібрано статистику роботи секції РЗФ, яка містить понад 250-300 шаблонів типу «вхід-вихід», що відповідає вимогам (2.17-2.18). Зазначені вибірки відповідають також вимогам репрезентативності.

Для цього скористаємося класичною теоремою Муавра-Лапласа [164]. Статистична похибка визначається виразом:

$$\hat{\varepsilon} = |p_i - \tilde{p}_i| = |p_i - k_i/N|,$$

де  $p_i$  - ймовірність попадання  $i$ -го тестового значення фактору до навчаючої вибірки;  $\tilde{p}_i$  - емпірична частота такого попадання;  $k_i$  - дійсна кількість попадань.

Тоді верхня оцінка статистичної похибки за теоремою Муавра-Лапласа оцінюється як:

$$\begin{aligned} P \left\{ \left| \frac{k_i}{N} - p_i \right| \geq \hat{\varepsilon} \right\} &= P \left\{ \left| \frac{k_i - Np_i}{\sqrt{Np_iq_i}} - \frac{\hat{\varepsilon}\sqrt{N}}{\sqrt{p_iq_i}} \geq 0 \right\} = \\ &= 2\Phi \left( - \frac{\hat{\varepsilon}\sqrt{N}}{\sqrt{p_iq_i}} \right) \geq 2\Phi(-2\hat{\varepsilon}\sqrt{N}), \end{aligned} \quad (2.21)$$

де  $P$  – рівень надійності;  $q_i = 1 - p_i$  – ймовірність неналежності  $i$ -го тестового значення фактору до навчаючої вибірки;  $\Phi(\cdot)$  – функція Лапласа.

Визначення максимальної (нормальної) похибки  $\varepsilon_m$  здійснюється із урахуванням рівня значущості  $(1 - P)$  на підставі співвідношення

$$2\Phi(-2\hat{\varepsilon}_m\sqrt{N}) = 1 - P. \quad (2.22)$$

У такому випадку з урахуванням (2.22) та відомої властивості функції Лапласа  $\Phi(x) = 1 - \Phi(-x)$  отримуємо

$$\Phi(2\hat{\varepsilon}_m\sqrt{N}) = \frac{P+1}{2}. \quad (2.23)$$

Якщо прийняти рівень надійності  $P = 0,9$  (тобто 90%), то відповідний рівень значущості  $(1 - P) = (1-0,9) = 0,1$ . За таблицею значень функції Лапласа [165-166] для  $\Phi(x) = \frac{P+1}{2} = \frac{0,9+1}{2} = 0,95$ .

Значення аргументів функції  $x = 2\hat{\varepsilon}_m\sqrt{N}$  обчислюються з рівняння

$$x = \arg \Phi(x) = \arg \Phi[(P+1)/2] = 2\hat{\varepsilon}_m\sqrt{N}. \quad (2.24)$$

Отже, з урахуванням вищезазначеного, похибка  $\varepsilon_m$  змінюється залежно від обсягу статистичної вибірки за гіперболічним законом

$$\hat{\varepsilon} = \frac{\arg \Phi[(P+1)/2]}{2\sqrt{N}} = \frac{\arg \Phi[0,95]}{2\sqrt{N}} \approx \frac{0,82}{\sqrt{N}}, \quad N > 1. \quad (2.25)$$

Графічне представлення залежності (2.25) для інтервалу з (2.20)  $180 \leq N \leq 900$  представлено на рис. 2.11.

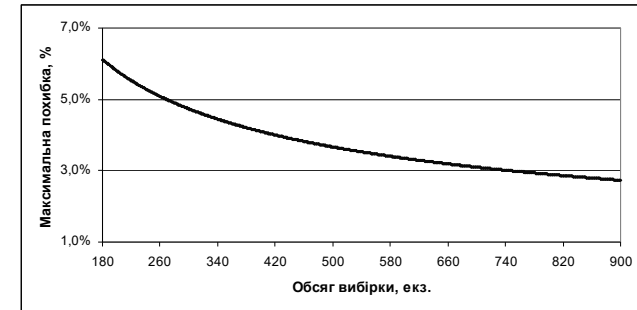


Рис. 2.11. Залежність максимального значення статистичної похибки  $\varepsilon_m$  від граничного обсягу вибірки ( $N$ )



Аналіз залежності (рис. 2.11) показує, що значення максимальної похибки для вибірки  $180 \leq N \leq 900$  знаходиться у межах 2,7 – 6,1% при значенні рівня надійності 0,9 з рівнем значущості 0,1. Отже, зазначена вибірка відповідає вимогам репрезентативності та може бути застосована для навчання нейромережових структур (див. рис. 2.7-2.8), які було розглянуто вище. При цьому мінімальне значення обсягу репрезентативної навчальної вибірки слід вважати  $N_{\min} = 280$  екземплярів (максимальна похибка менша за 5%).

## 2.9. Висновки до другого розділу

Отже, в розділі було встановлене та вирішене завдання побудови загальної концепції інтелектуального керування ТП збагачення в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ. Найбільш важливі результати дослідження за розділом зведені до наступного.

1. Аналіз типової технологічної схеми ланцюга апаратів секції магнітного збагачення залізної руди (на прикладі РЗФ-2 Південного ГЗК) та огляд робіт попередників дозволили систематизувати та представити основні технологічні апарати, як об'єкти керування, що дало можливість чітко визначити вектор стану майбутньої системи в цілому та локальних підсистем (процесів), а також множини: керуючих впливів, режимних параметрів, вхідних збурень та вихідних сигналів.

2. На підставі систематизації параметрів локальних підсистем (процесів) на основі застосування кібернетичних підходів «чорної скриньки», принципів прямого та зворотного зв'язку для технологічного процесу збагачення магнетитових кварцитів було зроблено узагальнення та розроблено багатофакторну модель типової секції РЗФ, де узгоджено поєднано декілька стадій переділу, ураховано найбільш значні фактори впливу та зв'язки для підвищення системності вирішення проблеми, що розглядається.

3. У результаті симпліціального q-аналізу типової структури РЗФ було підтверджено наявність трьох рівнів ієрархії (нижній – керування параметрами локальних ТП, середній – багатоканальне на рівні окремих стадій, верхній – комплексом ТП секції), що за значенням максимальної розмірності q-зв'язних симплексів підтверджує адекватність отриманої моделі реальній організаційній структурі на виробництві та відповідає існуючим міжнародним стандартам.

4. За результатами системного аналізу було запропоновано структурну схему реалізації інтелектуальної моделі керування секцією РЗФ у нейромережевому базисі, обґрунтовано вимоги та критерії щодо реалізації інтелектуальної системи керування з урахуванням багато стадійності ТП в умовах неповної та нечіткої інформації.

5. Із використанням методики синтезу нейромережових структур для отриманої інтелектуальної нейрокібернетичної моделі було зроблено оцінку граничних обсягів навчальної вибірки ( $180 \leq N \leq 900$ ) та вимоги щодо її формування, розрахована кількість нейронів у прихованих шарах ( $n_h = 360$ ) для забезпечення необхідного рівня точності до 1%.

6. При застосуванні граничної теореми Муавра-Лапласа було визначено мінімальний обсяг даних навчальної вибірки ( $N_{\min} = 280$  екземплярів при значенні рівня надійності 90%), що необхідний для забезпечення репрезентативності статистичної вибірки.

7. У результаті проведених досліджень набула подальшого розвитку концепція інтелектуального керування технологічною лінією (секцією) магнітного збагачення залізної руди, де, на відміну від існуючих, здійснюється узгоджене керування всіма стадіями переділу та секцією збагачення в цілому (а не окремими локальними ТП) із застосуванням нейрокібернетичного підходу, що дозволяє більш системно врахувати низку зворотних зв'язків та додаткових збурюючих факторів (кількість та співвідношення мінеральних різновидів руди у шихті, вкрапленість тощо), представлених у вигляді нечітких множин.

### 3. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ ТП МАГНІТНОГО ЗБАГАЧЕННЯ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ПІДХОДУ

Завдання ідентифікації є фундаментальним в кібернетичі та теорії систем автоматичного керування [5, 114]. Метою ідентифікації є побудова виразу оператора моделі  $F$  зі структурою  $S$  та параметрами  $\hat{P}$ , що апроксимує об'єкт  $P$  (рис. 3.1) для деякого заданого рівня точності  $e > 0$  і певної норми  $\|\cdot\|$ . Причому, як для статичної, так і для динамічної системи об'єкт  $P$  неявно визначений парами сигналів вхід-вихід  $\{u, y\}$

$$F = \langle S, \hat{P} \rangle, \quad \|\hat{y} - y\| = \|\hat{P}(u | S) - P(u)\| \leq e$$

де  $\hat{y} = \hat{P}(u | S)$  – вихід ідентифікаційної моделі із простору структур  $S$ .

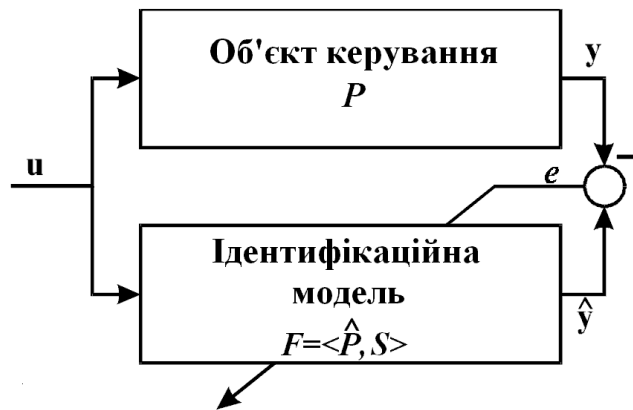


Рис. 3.1. Загальна ідентифікаційна модель об'єкта керування [5]

Вибір класу, до якого належить оператор  $P$ , та його виду визначається множиною факторів. У першу чергу це: простота, відтворюваність, адекватність (точність) моделі, можливість її розширення й доповнення, а також можливість використання моделі в реальному масштабі часу. Вибір  $P$  залежить і від наявності апріорної інформації про структуру об'єкта. Відповідно до цього прийнято відокрем-

лювати етапи структурної та параметричної ідентифікації моделей [114].

Завдяки своїм універсальним апроксимуючим властивостям, штучні нейронні мережі являють собою потужний інструмент для вирішення завдання ідентифікації нелінійних багатовимірних статичних і динамічних об'єктів керування [4-5, 14-18, 47, 93, 95, 101-113 та ін.].

#### 3.1. Аналіз основних альтернатив для інтелектуальної структурної ідентифікації ТП збагачення

Розглянемо питання ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах рудозбагачувальних фабрик ГЗК. Відомо, що технологічні процеси збагачення магнетитових кварцитів є достатньо складними об'єктами для ідентифікації. Це обумовлено їх нелінійністю, стохастичними властивостями, нестационарністю, багатовимірністю та багатозв'язністю, великим запізненням в часі, неповнотою та нечіткістю інформації і низкою інших факторів. У зв'язку з цим досить ускладнюється процес ідентифікації об'єкта керування [167].

Доведено, що досить якісна ідентифікація виробничних систем забезпечується використанням відомих статистичних методів автокореляції та авторегресії [14-20, 59]. Разом з цим, як зазначено в [4, 14], використання класичних статистичних підходів (наприклад, на основі функцій Вінера-Хопфа, перетворень Фур'є тощо) не завжди забезпечує необхідну точність ідентифікації моделей складних нелінійних об'єктів з метою здійснення подальшого автоматизованого керування.

Також достатньо відомим інтелектуальним підходом в цьому напрямі є застосування ідентифікації на основі методу групового урахування аргументів (МГУА), запропонованого вітчизняною науковою школою Іваненка [47, 52-55, 93]. Але ці методи, на відміну від нейро-нечітких, поки не набули широкого розповсюдження в технологічних системах (за виключенням [57]) через низку теоретично не вирішених питань (наприклад, вибір оптимального ступеня апроксимуючого поліному). Тому зараз проводиться вдосконалення цього методу, зокрема з'явився нечіткий МГУА тощо [93].

Відомою альтернативою зазначеним підходам є застосування сучасних інтелектуальних нейро-нечітких методів. При цьому най-

більш добре дослідженими з означених питань вважаються так звані SISO – об'єкти (Single Input Single Output [4, 14, 17]). Інакше об'єкти, що мають один вхідний сигнал та один вихідний. Існує певна кількість достатньо добре обґрунтованих та апробованих алгоритмів ідентифікації таких об'єктів. Разом з цим, як буде показано в подальшому, подібні підходи після певної адаптації можна досить успішно застосовувати для ідентифікації в умовах складних багатовимірних та багатозв'язних систем, до яких повною мірою необхідно віднести ТП збагачення.

З метою подальшої адаптації для умов багатовимірних систем проаналізуємо найбільш поширені алгоритми нейромережевої ідентифікації об'єктів типу SISO. На підставі постановки завдання (1.14-1.16) будемо їх розглядати як динамічну дискретну систему типу:

$$S: Z^T = \{[u(k), y(k)], \quad k = \overline{1, T}\}, \quad (3.1)$$

де  $S$  – простір можливих структурних реалізацій системи;  $Z$  – позначення дискретного типу системи;  $u(k)$  – вектор сигналів керування на вході;

$y(k)$  – вектор сигналів на виході системи;  $T$  – максимальна кількість дискретних відліків (тактів) спостереження у дискретному часі.

У загальному випадку дискретні ідентифікаційні моделі (інакше нейроемулятори, предиктори або регресори [4-5, 17]), що засновані на штучних нейромережах, представляються нелінійним дискретним рівнянням типу:

$$\hat{y}(k+1) = NN \left( \begin{matrix} y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1), \\ u(k), u(k-1), \dots, u(k-l_2) \end{matrix} \right), \quad (3.2)$$

де  $\hat{y}$  – вектор сигналів на виході ідентифікаційної моделі;  $NN(\cdot)$  – результуюче перетворення „вхід-вихід”, що виконується нейромережею;  $l_1$  – глибина затримки зворотного зв'язку на виході моделі;  $l_2$  – глибина затримки на вході.

Це найпростіший однокроковий предиктор або NNARX - модель (Neural Network based AutoRegressive eXogenous signal - нейромережева авторегресійна модель, екзогенний тип сигналів). Такий предиктор дозволяє робити прогноз на один крок наперед (рис.3.2).

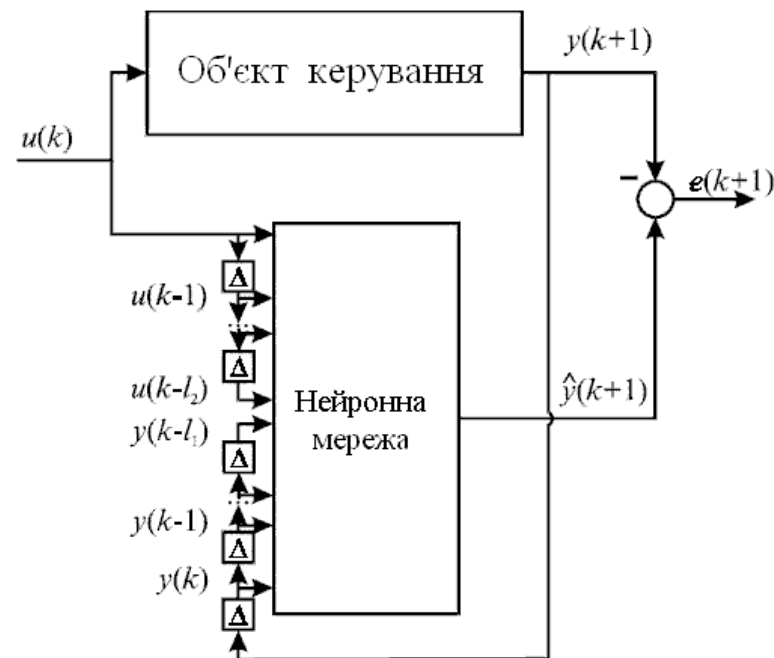


Рис. 3.2. Структурна схема однокрокового нейроемулятора типу NNARX [5]

Розрізняють також моделі нейронних регресорів [4-5], що дозволяють робити багатокрокові прогнози (короткострокові предиктори, див. рис. 3.3). Одною з таких моделей є NNOE (Neural Network Output Error - нейромережева модель помилки виходу), що представляється рекурсивним рівнянням виду

$$\hat{y}(k+1) = NN \left( \begin{matrix} \hat{y}(k), \hat{y}(k-1), \dots, \hat{y}(k-l_1), \\ u(k), u(k-1), \dots, u(k-l_2) \end{matrix} \right). \quad (3.3)$$

З математичної точки зору така модель вже є повною. Вона може забезпечити прогнозування поведінки системи на декілька кроків (рис. 3.3). Хоча глибина прогнозування є обмеженою, що обумовлено накопиченою похибкою [5].

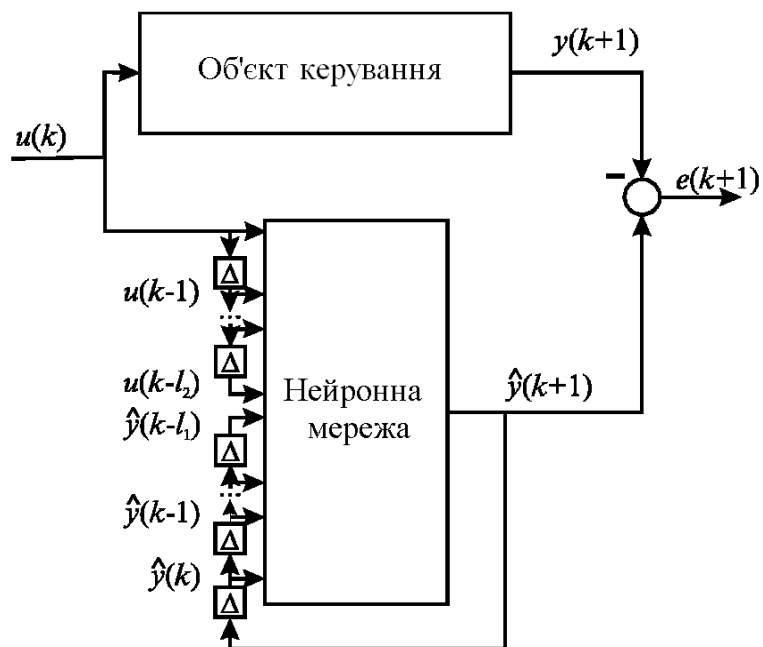


Рис.3.3. Структурна схема короткострокового предиктора типу NNARX[4-5]

Різновидом NNARX-моделі, призначеної для ідентифікації об'єктів з високим рівнем шумів, є моделі сімейства NNARMAX (Neural Network based AutoRegressive, Moving Average, eXogenous signal – нейронмережева авторегресійна модель ковзного середнього, екзогенний тип сигналів). Рівняння цієї моделі має вигляд:

$$\hat{y}(k+1) = NN \left( \begin{matrix} y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1), \\ u(k), \dots, u(k-l_2), e(k), \dots, e(k-l_3) \end{matrix} \right), \quad (3.4)$$

де  $e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$  - похибка прогнозування;  $l_3$  – глибина затримки за похибкою (рис.3.4).

Існують також інші моделі нероємудляторів: NNSSIF, ARMAX тощо[4]. Але найбільшого поширення отримали саме моделі типу

NNARX, NNARXMAX, NNARXMAX, NNARXMAX, NNARXMAX. Згідно з [4] саме їх рекомендується застосовувати у випадку обмеженого набору вхідної статистики (наприклад, при створенні АСУТП). Тому в подальшому вони будуть застосовані в якості базових для здійснення багатовимірної ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ ГЗК.

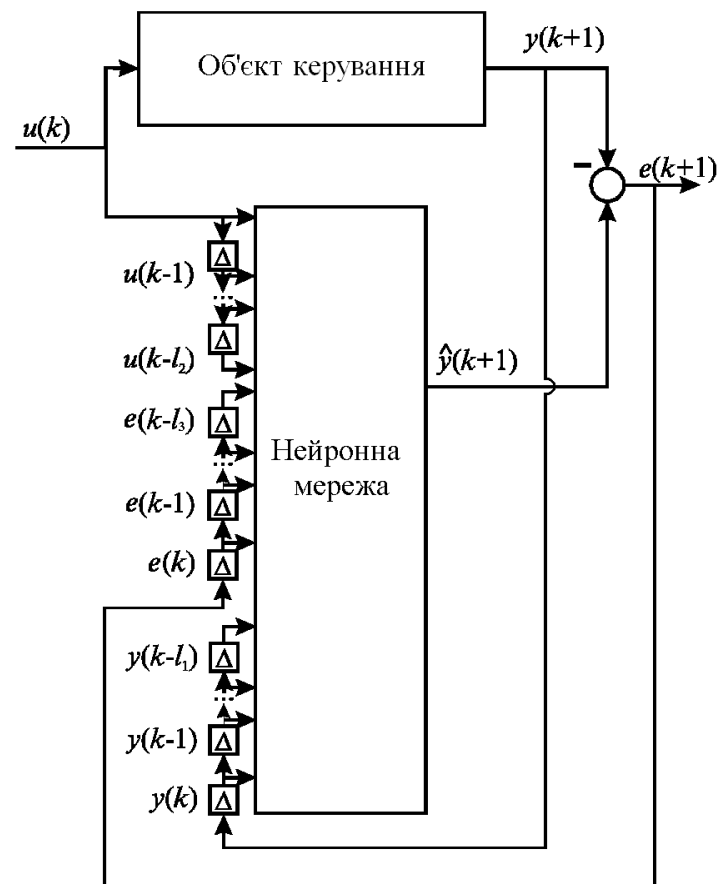


Рис.3.4. Структурна схема однокрокового нейронмережевого регресора типу NNARXMAX [4-5]

Отже, подальше завдання дослідження в цьому розділі полягає в тому, щоб адаптувати стандартні алгоритми нейромережевої ідентифікації для процесів збагачення магнетитових кварцитів та провести апробацію запропонованих рішень на реальних даних.

### 3.2. Теоретичні основи інтелектуальної нейромережевої ідентифікації ТП збагачення як багатовимірних систем

Дослідження авторів [154-159, 162-163] свідчать, що аналогічні підходи можуть бути досить успішно застосовані для багатовимірних технологічних систем.

Ураховуючи означені фактори для ідентифікації ТП збагачення в умовах рудозбагачувальної фабрики ГЗК, було обрано саме нейромережевий підхід, який, згідно з результатами попереднього аналізу, повинен забезпечити необхідну якість моделі.

За аналогією з (3.1) для представлення ТП збагачення з метою подальшої ідентифікації можна запропонувати багатовимірну дискретну систему у матрично-векторній формі:

$$S : Z^P = \{ \bar{u}_i^T(k), \bar{y}_j^T(k), k = \overline{1, T}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, M} (N > M) \} =$$

$$= \left\{ \begin{array}{l} [u_i(k), u_i(k+1), \dots, u_i(k+T), y_j(k), \dots, y_j(k+T)], \\ [u_{i+1}(k), u_{i+1}(k+1), \dots, u_{i+1}(k+T), y_{j+1}(k), \dots, y_{j+1}(k+T)] \\ [u_{i+2}(k), u_{i+2}(k+1), \dots, u_{i+2}(k+T), y_{j+2}(k), \dots, y_{j+2}(k+T)] \\ \dots \dots \dots \\ [u_{i+M}(k), u_{i+M}(k+1), \dots, u_{i+M}(k+T), y_{j+M}(k), \dots, y_{j+M}(k+T)] \\ [u_{i+M+1}(k), u_{i+M+1}(k+1), \dots, u_{i+M+1}(k+T)] \\ \dots \dots \dots \\ [u_{i+N}(k), u_{i+N}(k+1), \dots, u_{i+N}(k+T)] \end{array} \right\}, \quad (3.5)$$

де  $\bar{u}_i^T(k)$  – множина транспортованих векторів сигналів керування на вході;  $y_j^T(k)$  – множина транспортованих векторів на виході системи;  $N$  – кількість дискретних сигналів (технологічних параметрів) на вході;  $M$  – кількість сигналів на виході (причому  $N > M$ ).

Наведена матрично-векторна модель ураховує можливість наявності в системі множин окремих технологічних параметрів на вході та виході. При цьому вважається, що кількість вхідних параметрів

більша за вихідну (тобто  $N > M$ ) з причини наявності потенційних затримок сигналів.

Застосувавши метод математичної індукції на підставі (3.5) та одновимірних моделей (3.2-3.4), можна отримати відповідні аналоги для багатовимірних інтелектуальних нейромережевих моделей ідентифікації, гідних для застосування у випадку ТП збагачення.

Так, для багатовимірної NNARX – моделі на підставі (3.2) та (3.5) отримуємо такий вираз

$$\hat{y}_j(k+1) = NN \left( \begin{array}{l} y_1(k), y_1(k-1), \dots, y_1(k-l_1), \\ y_2(k), y_2(k-1), \dots, y_2(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ y_M(k), y_M(k-1), \dots, y_M(k-l_1), \\ u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-l_2), \\ u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_N(k), u_N(k-1), \dots, u_N(k-l_2), \end{array} \right), \quad (3.6)$$

де  $l_2, l_1$  – значення затримок сигналів на вході та виході системи прийнято однаковим для всіх векторів з відповідними параметрами.

Рівняння (3.6) можна також записати у вигляді множинної та векторно-матричної форми представлення

$$\|\hat{y}_j^T\| = \left( \begin{array}{l} \{ [y_j^T(k), y_j^T(k-1), \dots, y_j^T(k-l_1)] \} \\ [u_i^T(k), u_i^T(k-1), \dots, u_i^T(k-l_2)] \} \end{array} \right). \quad (3.7)$$

Аналогічним способом можна записати багатовимірні форми представлення для моделей NNARXMAX (3.8-3.9) та NNOE (3.10-3.11).

Отже, для моделі NNARXMAX отримуємо

$$\|\hat{y}_j^T\| = \begin{pmatrix} \{[y_j^T(k), y_j^T(k-1), \dots, y_j^T(k-l_1)]\} \\ [u_i^T(k), u_i^T(k-1), \dots, u_i^T(k-l_2)] \\ [e_i^T(k), e_i^T(k-1), \dots, e_i^T(k-l_3)] \} \end{pmatrix}. \quad (3.8)$$

За аналогією з (3.6-3.7) затримка похибки  $l_3$  також вважається постійною.

У розгорнутому вигляді

$$\hat{y}_j(k+1) = NN \begin{pmatrix} y_1(k), y_1(k-1), \dots, y_1(k-l_1), \\ y_2(k), y_2(k-1), \dots, y_2(k-l_1), \\ \dots \\ y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-l_1), \\ \dots \\ y_M(k), y_M(k-1), \dots, y_M(k-l_1), \\ u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-l_2), \\ u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-l_2), \\ \dots \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2), \\ \dots \\ u_N(k), u_N(k-1), \dots, u_N(k-l_2), \\ e_1(k), e_1(k-1), \dots, e_1(k-l_3), \\ e_2(k), e_2(k-1), \dots, e_2(k-l_3), \\ \dots \\ e_j(k), e_j(k-1), \dots, e_j(k-l_3), \\ \dots \\ e_M(k), e_M(k-1), \dots, e_M(k-l_3) \end{pmatrix}. \quad (3.9)$$

Аналогічна форма для моделі NNOE

$$\hat{y}_j(k+1) = NN \begin{pmatrix} \hat{y}_1(k), \hat{y}_1(k-1), \dots, \hat{y}_1(k-l_1), \\ \hat{y}_2(k), \hat{y}_2(k-1), \dots, \hat{y}_2(k-l_1), \\ \dots \\ \hat{y}_j(k), \hat{y}_j(k-1), \dots, \hat{y}_j(k-l_1), \\ \dots \\ \hat{y}_M(k), \hat{y}_M(k-1), \dots, \hat{y}_M(k-l_1), \\ u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-l_2), \\ u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-l_2), \\ \dots \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2), \\ \dots \\ u_N(k), u_N(k-1), \dots, u_N(k-l_2), \end{pmatrix}. \quad (3.10)$$

Теж саме, але у множинній та векторно-матричній формі представлення

$$\|\hat{y}_j^T\| = \begin{pmatrix} \{[\hat{y}_j^T(k), \hat{y}_j^T(k-1), \dots, \hat{y}_j^T(k-l_1)]\} \\ [u_i^T(k), u_i^T(k-1), \dots, u_i^T(k-l_2)] \} \end{pmatrix}. \quad (3.11)$$

На рис. 3.5 наведена схема багатовимірного нейромережевого регресора типу NNOE. Схожим чином можна показати інші моделі.

Слід особливо відзначити дуже важливу рису авторегресійних моделей типу (3.2-3.11), це – оборотність. Тобто одна і та ж сама математична форма моделі в залежності від напрямку параметризації (навчання) може здійснювати ідентифікацію ТП як у прямому напрямку  $\hat{y} = NN(u, y)$ , так і у зворотному  $\hat{u} = NN(u, y)$ . Стосовно ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах секції РЗФ при постановці завдання (2.8) це означає можливість прогнозування (відновлення) значень збудуючих факторів (якісних параметрів шихти, фізико-хімічних, мінералого-текстурних та морфологічних властивостей) при зміні вихідних параметрів (якості, хвостів, продуктивності тощо). Таку властивість нейронних предикторів можна засто-

совувати при побудові інтелектуальних прогнозуючих систем керування ТП збагачення.

Отже, отримані багатовимірні аналоги поширених нейромережових моделей типу NNARX, NNARXMAX, NNOE (3.5-3.11) дозволяють застосувати схожу методологію інтелектуальної ідентифікації для умов ТП збагачення магнетитових кварцитів.

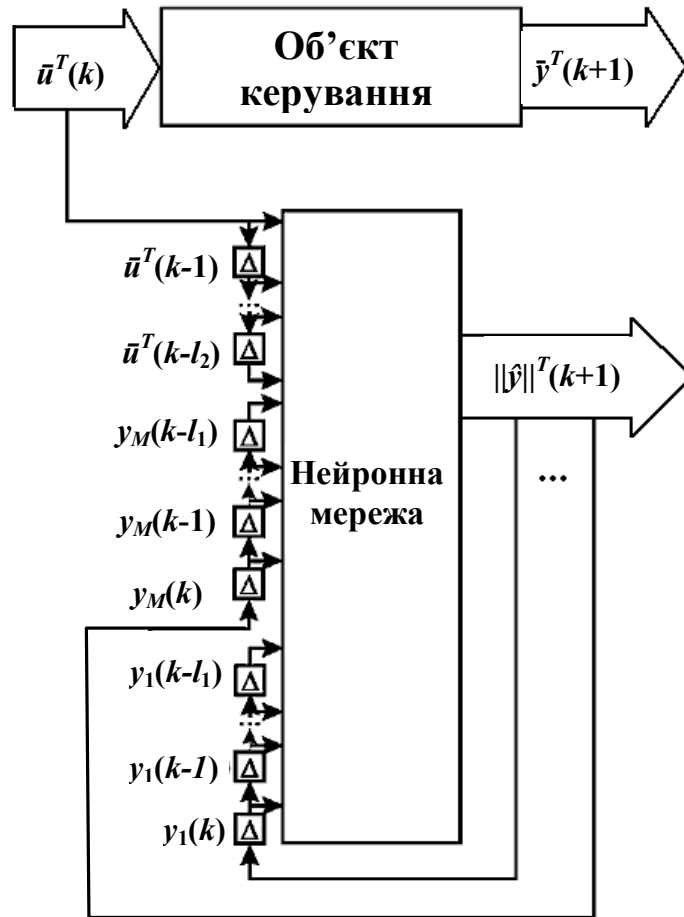


Рис. 3.5. Структурна схема багатовимірного нейромережового регресора типу NNOE

### 3.3. Загальна методологія інтелектуальної нейромережової ідентифікації ТП збагачення як багатовимірних систем

Згідно з [4] процес ідентифікації об'єктів включає етапи:

- проведення експерименту і попередня обробка отриманих даних;
- вибір модельної структури;
- оцінка (структурна оптимізація параметрів) моделі;
- прийняття рішення про адекватність моделі.

Розглянемо більш детально можливу методологію здійснення зазначених етапів процедури нейромережової ідентифікації.

**3.3.1. Проведення експерименту і попередня обробка отриманих даних.** Для здійснення в наступному параметризації (навчання) нейромережової ідентифікаційної моделі необхідна наявність певної кількості статистичної інформації – шаблонів даних типу „вхід-вихід”. Останні представляються у вигляді множини:

$$\Xi\{z_i, d_i\}, \quad i = \overline{1, M_\Xi}, \quad (3.12)$$

де  $z$  – вхідний шаблон;  $d$  – вихідний шаблон;  $M_\Xi$  – означена кількість шаблонів.

Також достатньо важливо визначити необхідну частоту дискретизації або хоча б оцінити її межі. Відомі різні альтернативні підходи щодо точного визначення частоти дискретизації [59, 168]. Згідно з відомою теоремою Котельникова [172] для дискретних систем маємо:

$$T_o \leq \frac{2\pi}{\omega_H},$$

де  $T_o$  – часовий інтервал дискретизації в системі, с;  $\omega_H$  – найнижча частота в системі, с<sup>-1</sup>.

Оскільки точної методики обчислення значення  $\omega_H$  для збагачення поки не існує, зробимо оцінку на підставі властивостей інерційності та методу постійних часу ( $T_n$ ) окремих локальних ТП, стадії та секції. Так, згідно з [20] найбільш інерційними є: процеси подрі-

бнення та класифікації (значення  $T_n$  складає до 6-8 хв. для кожного ТП), разом для ланцюга подрібнення-класифікація до 16-18 хв., для стадії збагачення до 20-40 хв. На підставі цього можна стверджувати, що раціональний період квантування складає приблизно 30 хв. на одну стадію (більшість перехідних процесів вже є квазіусталеними). Важливо, що це також відповідає теоретичним можливостям сучасних вимірювальних приладів [12].

Відповідно до цього автором протягом 2002-2007 рр. було зібрано статистику основних технологічних показників роботи збагачувальних фабрик для чотирьох ГЗК Кривбасу (Центрального, Інгулецького, Південного, Новокриворізького). Перелік показників визначався згідно з вимогами (2.8). Далі, згідно з методологією пасивного експерименту [169-171], було зроблено попередню обробку даних за методикою, наведеною в [172]. При цьому були вилучені окремі „викиди” (некоректні дані), а потім множина показників для кожного ГЗК була розбита на дві підмножини:

- 1) підмножина для навчання (параметризації) моделі – до 280 незалежних шаблонів (80% від загальної вибірки);
- 2) підмножина для тестування (перевірки адекватності) – до 70 незалежних шаблонів (20%).

Отже, загалом розмір генеральної сукупності в залежності від ГЗК склав у середньому  $M_{\Sigma} = 350$  незалежних шаблонів, що відповідає раніше розрахованій величині (2.15) та вимогам репрезентативності (2.21).

Тоді у відповідності, наприклад, з (3.2-3.3) вектор сигналів на вході системи у одновимірному випадку буде визначатися як

$$z = (y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-l_2)), \quad (3.13)$$

а результируючий вектор на виході

$$d = y(k+1). \quad (3.14)$$

Для багатовимірних систем типу (3.6) аналогічні значення будуть визначатися у такий спосіб

$$z_j = \begin{pmatrix} y_1(k), y_1(k-1), \dots, y_1(k-l_1), \\ y_2(k), y_2(k-1), \dots, y_2(k-l_1), \\ \dots \\ y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-l_1), \\ \dots \\ y_M(k), y_M(k-1), \dots, y_M(k-l_1), \\ u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-l_2), \\ u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-l_2), \\ \dots \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2), \\ \dots \\ u_N(k), u_N(k-1), \dots, u_N(k-l_2), \end{pmatrix} \quad (3.15)$$

$$d_j = y_j(k+1). \quad (3.16)$$

У табл. 3.1 наведено фрагмент генеральної вибірки показників ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах одного з ГЗК Кривбасу.

Таблиця 3.1  
Статистичні показники роботи секції РЗФ НкГЗК (фрагмент)

№ з/п	Технологічні показники		Значення параметрів за № опробування (№№ шаблонів)		
	Позначення, од. вим.	Пояснення	№1	№2	№3
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<b>I. ВХІДНІ ПОКАЗНИКИ, ЩО ЗБУРЮЮТЬ</b>					
1	$\bar{\alpha}$ , %	Усереднений вміст заліза (загального магнітного) у вихідній руді (шихті)	29,8-34,6 <sup>18,3-28,5</sup> (32,2 <sup>20,8</sup> )	29,8-34,6 <sup>18,3-28,5</sup> (32,2 <sup>20,8</sup> )	29,8-34,6 <sup>18,3-28,5</sup> (32,2 <sup>20,8</sup> )
2	$\alpha_1$ , %	Вміст корисного компонента	35,4 <sup>31,8</sup>	35,4 <sup>31,8</sup>	35,4 <sup>31,8</sup>



(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$\alpha_2$ , %	ту (заліза загального / магнітного) у вихідній шихті за окремими різновидами руди (*) у форматі Fe (загал. <sup>магн.</sup> ), %	20- 25 <sup>14-18</sup>	20- 25 <sup>14-18</sup>	20- 25 <sup>14-18</sup>
	$\alpha_3$ , %		32- 37 <sup>25-30</sup>	32- 37 <sup>25-30</sup>	32- 37 <sup>25-30</sup>
	$\alpha_4$ , %		25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>
	$\alpha_5$ , %		25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>
	$\alpha_6$ , %		25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>
	$\alpha_7$ , %		30- 40 <sup>0,8-31,8</sup>	30- 40 <sup>0,8-31,8</sup>	30- 40 <sup>0,8-31,8</sup>
	3		$\xi_1$ , %	Співвідношення (частка або відносна питома вага) окремих мінеральних різновидів руди у вихідній шихті(*)	33,8
$\xi_2$ , %		11,4	19,5		10,8
$\xi_3$ , %		9,8	5,1		6,6
$\xi_4$ , %		8,6	13,5		16,0
$\xi_5$ , %		10,4	10,1		12,3
$\xi_6$ , %		3,4	3,6		3,8
$\xi_7$ , %		22,6	24,0		20,1
4	$\rho_1$ , МПа	Щільність (межа міцності при стисненні) окремих мінеральних різновидів руди у вихідній шихті, МПа(*)	170- 240	170- 240	170- 240
	$\rho_2$ , МПа		260	260	260
	$\rho_3$ , МПа		150- 170	150- 170	150- 170
	$\rho_4$ , МПа		120- 170	120- 170	120- 170
	$\rho_5$ , МПа		80- 120	80- 120	80- 120
	$\rho_6$ , МПа		170	170	170
	$\rho_7$ , МПа		160- 180	160- 180	160- 180
5	$g_1$ , мкм	Середній розмір вкраплення індивідів та агрегатів магнетиту за окремими різновидами, мкм (*)	56-76	56-76	56-76
	$g_2$ , мкм		60-90	60-90	60-90
	$g_3$ , мкм		80- 120	80- 120	80- 120
	$g_4$ , мкм		50-80	50-80	50-80
	$g_5$ , мкм		50-80	50-80	50-80
	$g_6$ , мкм		50-80	50-80	50-80

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$g_7$ , мкм		70- 100	70- 100	70- 100
6	$d_0$ , %	Гран.склад руди, що подається на 1-шу ст. збагачення (або на виході дроблення) за вмістом кл. +20мм, %	14,4	13,1	12,6
<b>II. ПОКАЗНИКИ ПЕРШОЇ СТАДІЇ ПОДРІБНЕННЯ</b>					
7	$Q_0$ , т/год.	Витрати руди у завантаженні млина першої стадії подрібнення	198	180	171
8	$C_1$ , %	Циркуляційне навантаження на першій стадії	150	149,7	251,5
9	$d_1$ , %	Гранулометричний склад промпродукта на виході 1-ї ст. збагачення за кл.-0,074мм	35,2	32,2	28,7
10	$Q_1$ , т/год.	Переробка (продуктивність) 1-ї стадії збагачення	264,6	240,6	228,5
11	$P_{T1}$ , %	Вміст твердого (Т:Р) у млині 1-ї стадії	80,2	78,1	76,8
12	$\rho_{к1}$ , % тв.	Щільність пульпи в класифікаторі (за вмістом твердого)	48,1	43,3	32,9
13	$\rho_{с1}$ , % тв.	Щільність пульпи в магнітному сепараторі 1-ї стадії	53,5	59,7	37,6
14	$В_{м1}$ , т/год.	Витрати води у млин 1-ї ст.	52,99	64,77	85,95
15	$В_{к1}$ , т/год.	Витрати води у класифікатор	159,5	170,0	261,6
16	$В_{с1}$ , т/год.	Витрати води на магнітну сепарацію 1-ї ст.	89,7	104,8	223,3
17	$\beta_{пп1}(\beta_1)$ , %	Масова частка (вміст) заліза загального (магнітного) в промпродукті 1-ї стадії	52,9	50,1	54,1
18	$\beta_{х1}$ , %	Втрати заліза (масова частка) у хвостах 1-ї стадії	13,99	13,0	17,5
19	$\gamma_1$ , %	Вихід заліза в промпродукті 1-ї стадії	53,48	51,98	46,7

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
20	$\varepsilon_1, \%$	Вилучення (витяг) заліза в промпродукті 1-ї стадії	81,2	81,13	77,88
<b>III. ПОКАЗНИКИ ДРУГОЇ СТАДІЇ ПОДРІБНЕННЯ</b>					
21	$C_2, \%$	Циркуляційне навантаження другої стадії	250	208,4	394
22	$d_2, \%$	Гранулометричний склад промпродукта на виході 2-ї ст. збагачення за кл.-0,074мм	63,3	69,3	71,4
23	$Q_2, \text{т/год.}$	Переробка (продуктивність) 2-ї стадії збагачення	105,8	93,56	72,68
24	$P_{T2}, \%$	Вміст твердого (Т:Р) у млині 2-ї стадії	76,1	78	77,3
25	$\rho_{к2}, \%$ тв.	Щільність пульпи в ТП класифікації 2 ст. (гідроциклоні)	20,9	20,6	19,7
26	$\rho_{с2}, \%$ тв.	Щільність пульпи в процесі магнітної сепарації 2-ї стадії	24	20,1	20,5
27	$В_{M2}, \text{т/год.}$	Витрати води у млин 2-ї ст.	80,01	86,86	47,81
28	$В_{к2}, \text{т/год.}$	Витрати води у гідроциклоні 2-ї стадії	389,1	321,5	258,4
29	$В_{с2}, \text{т/год.}$	Витрати води на магнітну сепарацію 2-ї стадії	63,37	61,1	63,9
30	$\beta_{пп2}(\beta_2), \%$	Масова частка (вміст) заліза загального (магнітного) в промпродукте 2-ї стадії	63,37	61,1	63,9
31	$\beta_{х2}, \%$	Втрати заліза (масова частка) у хвостах 2-ї стадії	13,78	10,03	15,9
32	$\gamma_2, \%$	Вихід заліза в промпродукті 2-ї стадії	42,19	40,4	35,17
33	$\varepsilon_2, \%$	Вилучення (витяг) заліза в промпродукті 2-ї стадії	76,76	76,9	70,23
<b>IV. ПОКАЗНИКИ ТРЕТЬОЇ СТАДІЇ ПОДРІБНЕННЯ</b>					
34	$C_3, \%$	Циркуляційне навантаження третьої стадії	300	280,6	208,6

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
35	$d_3, \text{мм}$	Гранулометричний склад промпродукта на виході 3-ї ст. збагачення за кл.-0,074мм	83,5	83	82,3
36	$Q_3, \text{т/год.}$	Переробка (продуктивність) 3-ї стадії збагачення	83,54	72,72	60,14
37	$P_{T3}, \%$	Вміст твердого (Т:Р) у млині 3-ї стадії	68,3	67,1	67,5
38	$\rho_{к3}, \%$ тв.	Щільність пульпи в ТП класифікації 3 ст. (гідроциклоні)	12,2	13,1	15,5
39	$\rho_{с3}, \%$ тв.	Щільність пульпи в процесі магнітної сепарації 3-ї стадії	16,0	14,7	15,5
40	$В_{M3}, \text{т/год.}$	Витрати води у млин 3-ї ст.	63,8	110,6	279,3
41	$В_{к3}, \text{т/год.}$	Витрати води у гідроциклоні 3-ї стадії	101,2	130,9	195,2
42	$В_{с3}, \text{т/год.}$	Витрати води на магнітну сепарацію 3-ї стадії	194,2	264,3	90,61
43	$\beta_{пп3}(\beta_3), \%$	Масова частка (вміст) заліза загального (магнітного) в промпродукті 3-ї стадії	65,2	65,8	64,7
44	$\beta_{х3}, \%$	Втрати заліза (масова частка) у хвостах 3-ї стадії	15,2	18,8	20,3
45	$\gamma_3, \%$	Вихід заліза в промпродукті 3-ї стадії	42,55	38,54	36,17
46	$\varepsilon_3, \%$	Вилучення (витяг) заліза в промпродукті 3-ї стадії	79,65	79,0	73,13
<b>IV. РЕЗУЛЬТУЮЧІ ПОКАЗНИКИ</b>					
47	$\beta_{к}, \%$	Масова частка (вміст) заліза загального (магнітного) в результатуючому концентраті	65,3 <sup>60,2</sup>	65,9 <sup>60,3</sup>	64,8 <sup>60,0</sup>
48	$\beta_{х}, \%$	Хвости загальні	14,0	12,2	14,7
49	$\gamma_{к}, \%$	Вихід заліза в концентраті загальний	40,6	37,06	34,53
50	$\varepsilon_{к}, \%$	Вилучення заліза в концентраті загальне	76,12	76,08	69,92

Примітка: \* - дані за різновидами зібрані на підставі робіт [130-131].

**3.3.2. Вибір модельної структури.** У якості модельних структур для багатовимірних апроксиматорів типу (3.6-3.11) на підставі даних попереднього аналізу (рис. 1.5-1.10) будемо розглядати такі альтернативи:

- 1) нейромережа прямого розповсюдження (НПР) з прихованими шарами та затримкою сигналів на вході та виході системи (рис. 3.6);
- 2) мережа радіально-базисних функцій (РБФ) із рекурентною затримкою сигналів (рис. 3.7);
- 3) повністю зв'язна (або частково зв'язна) нейромережа (ПЗНМ) із затримкою (рис. 3.8).

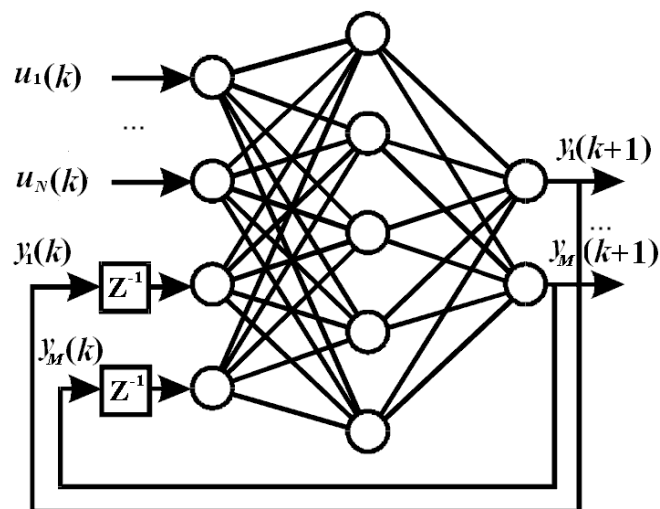


Рис. 3.6. Рекурентна модельна структура на основі НПР

Згідно з передумовами, викладеними, зокрема, в [13, 154-159, 162-163], саме ці нейромережеві структури є досить ефективними для моделювання динамічних систем та ТП.

Модельна структура на основі нейронних мереж прямого розповсюдження (по-іншому, на основі звичайних перцептронів [4]) є однією з найбільш поширених. Це пов'язано із легкістю застосування, надійними алгоритмами навчання та досить добрими властивостями узагальнення [14-18, 93, 95, 101-113 та ін.]. Можливості засто-

сування подібних перцептронних мереж для ідентифікації ТП збагачення наведено у роботах автора [13, 154-159, 162-163].

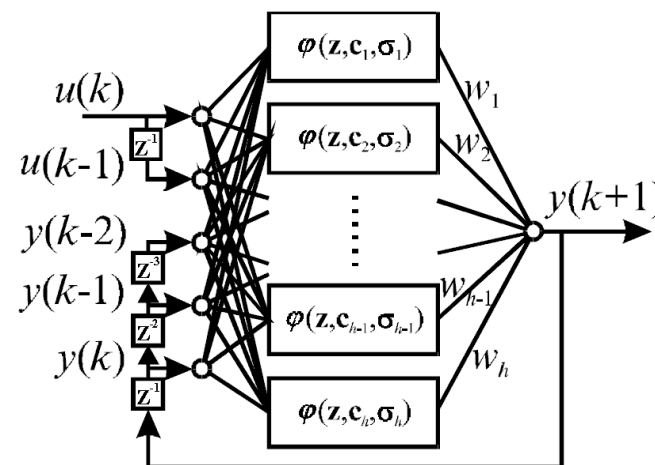


Рис.3.7. Рекурентна модельна структура на основі РБФ-мережі

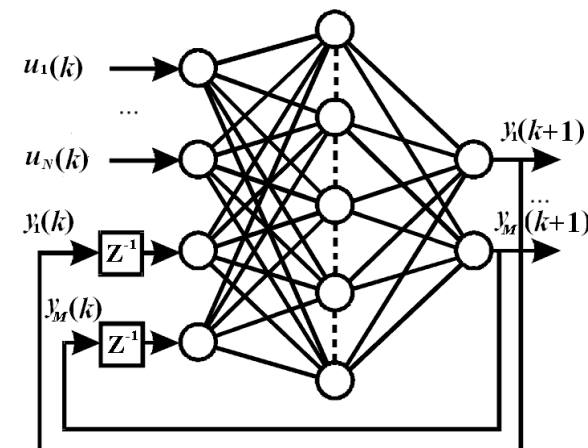


Рис.3.8. Модельна структура на основі повністю зв'язної мережі

Можливості мереж на основі РБФ в галузі одновимірних нелінійних систем досить переконливо показані у роботі [14]. Застосування мереж цього типу для ідентифікації багатовимірного ТП зба-

гачення магнетитових кварцитів наведено у роботах автора [154-159, 162-163].

Як буде показано в подальшому, застосування повністю (або частково) зв'язних нейромереж дозволяє одержувати найбільш точні моделі за умов відсутності певних обмежень (наприклад, на швидкодію).

**3.3.3. Структурна оптимізація моделі.** Наступним етапом є оптимізація параметрів нейромережевої моделі. У нашому випадку оптимізації підлягає кількість нейронів прихованих шарів, що безпосередньо впливає на швидкість навчання (параметризацію моделі) та якість ідентифікації. Структура прихованих шарів підбирається емпіричним шляхом на підставі компромісу. Кількість нейронів повинна бути мінімальною, щоб забезпечити більшу швидкість навчання, властивості узагальнення, а з іншого боку – необхідна належна точність прогнозування.

Первинно кількість нейронів прихованого шару (або шарів) оцінюється на підставі залежностей (2.19-2.20). Існують й інші альтернативні підходи щодо такої оцінки, але і вони також ґрунтуються на емпіричних підходах [4, 15-16]. У подальшому кількість нейронів прихованого шару та кількість самих шарів ітераційно збільшується або зменшується до досягнення найкращої точності та ступеню узагальнення моделі.

Оптимізації також підлягають значення глибини регресії (необхідна кількість затриманих сигналів на вході та виході системи:  $l_1, l_2, l_3$ ) для моделей типу (3.2-3.11). У роботах [162-163] та в наступних розділах показано, що це можливо робити за методикою на підставі застосування коефіцієнтів Ліпшица [4].

Головним завданням оптимізації та ідентифікації в цілому є побудова такої математичної моделі, яка апроксимує систему з необхідною точністю. Наприклад,

$$\|\hat{y} - y\| \leq \varepsilon,$$

де  $\|\cdot\|$  – визначена норма;  $\varepsilon$  – похибка апроксимації.

Традиційним критерієм, що використовується в таких випадках, є середньоквадратична похибка прогнозування MSE (Mean Square Error тобто квадратична норма [4]) виду:

$$MSE = V_M \{\Theta, S, \Xi\} = \frac{1}{2M} \sum_{t=1}^M (y(t) - \hat{y}(t | \theta))^2 = \frac{1}{2M} \sum_{t=1}^M \varepsilon^2(t, \theta), \quad (3.17)$$

де  $V_M \{\cdot\}$  – позначення та складові множини критерію;  $M = M_\Xi$  – кількість дискретних спостережень за статистичною вибіркою у виразі (3.12);  $\Theta = \{\bar{w}, [\bar{W}], [\bar{L}]\}$  – вектор параметрів системи, які підлягають настроюванню;  $\bar{w}, \bar{W}$  – вектори з ваговими коефіцієнтами нейромереж типу (1.1), (2.11) тощо;  $\bar{L} = [l_1, l_2, l_3]$  – кількість сигналів затримки (глибина регресії) у виразах (3.2-3.11);  $S = \{[NNARX], [NNOE], [NNARXMAX]\}$  – визначає вид моделі, що застосовується на підставі (3.2-3.11);  $\Xi = \{\bar{z}, [\bar{d}]\}$  – визначає статистичну вибірку даних на підставі (3.13-3.16).

Для багатовимірних систем рекомендується застосовувати таку векторно-скалярну модифікацію критерію (3.17) у вигляді

$$MSE = V_M \{\Theta, S, \Xi\} = \frac{1}{2M} \sum_{t=1}^M [(y(t) - \hat{y}(t | \theta))^T (y(t) - \hat{y}(t | \theta))]^2 = \frac{1}{2M} \sum_{t=1}^M [\varepsilon^T(t, \theta) \varepsilon(t, \theta)]^2. \quad (3.18)$$

Отже, кінцеве завдання оптимізації полягає у знаходженні прийнятних параметрів моделі: структури (NNARX, NNARXMAX тощо), ваг усіх синапсів НМ, кількісної затримки сигналів (глибини регресії). Така модель забезпечує мінімізацію функціоналу типу

$$\hat{\Theta} = \arg \min_{\Theta} [V_M \{\Theta, S, \Xi\}], \quad (3.19)$$

де  $\hat{\Theta}$  – позначення апроксимації вектора параметрів  $\Theta$ .

Завершальний етап процесу структурної оптимізації, а саме – визначення остаточних параметрів системи (тобто параметризація) для нейромережевих структур більш відоме під терміном “навчання”. У загальному випадку процес навчання нейромережі являє собою багатовимірну оптимізаційну задачу. Для її вирішення існує достатньо багато методів [4]. Найбільше поширення мають ітераційні градієнтні методи на основі алгоритму зворотного розповсюдження похибки (back propagation). На підставі цього в подальшому

будуть розглянуті алгоритми, які можливо застосувати в процесі навчання НМ для ідентифікації ТП збагачення.

**3.3.4. Прийняття рішення про адекватність модельної структури.** Для прийняття остаточного рішення щодо адекватності отриманої ідентифікаційної моделі будемо використовувати метод багатокрокового прогнозування (або перехресних послань). Такий метод базується на наявності спеціального незалежного набору даних – „тестової множини” (3.14). Остання формується апіорно або безпосередньо в процесі функціонування технологічного обладнання (в нашому випадку). Також тестова множина може бути отримана шляхом імітаційного моделювання за методом Монте-Карло [94, 117-118, 173].

На підставі (3.3) для одновимірної моделі маємо [4]:

$$\hat{y}(k+t) = NN \begin{pmatrix} \hat{y}(k+t), \dots, \hat{y}(k+t - \min(t, l_1) + 1), \\ y(k), \dots, y(k - \max(l_1 - t, 0)), \\ u(k-s+t), \dots, u(k-s-l_2+t) \end{pmatrix}, \quad (3.20)$$

де  $t$  – глибина (кількість кроків) прогнозування;  $s$  – довільний інтервал затримки дискретного часу.

Тоді з урахуванням (3.10-3.11) отримуємо залежності багатовимірних моделей для прогнозування на декілька кроків у розгорнутому вигляді та на підставі множинної векторно-матричної форми представлення

$$\hat{y}_j(k+t) = NN \begin{pmatrix} \hat{y}_1(k+t), \dots, \hat{y}_1(k+t - \min(t, l_1) + 1), \dots, \\ \hat{y}_M(k+t), \dots, \hat{y}_M(k+t - \min(t, l_1) + 1), \\ y_1(k), \dots, y_1(k - \max(l_1 - t, 0)), \dots, \\ y_M(k), \dots, y_M(k - \max(l_1 - t, 0)), \\ u_1(k-s+t), \dots, u_1(k-s-l_2+t), \dots, \\ u_N(k-s+t), \dots, u_N(k-s-l_2+t) \end{pmatrix}, \quad (3.21)$$

$$\|\hat{y}_j^T\| = \begin{pmatrix} \{[\hat{y}_j^T(k+t), \dots, \hat{y}_j^T(k+t - \min(t, l_1) + 1)]\} \\ [y_j^T(k), \dots, y_j^T(k - \max(l_1 - t, 0))] \\ [u_i^T(k-s+t), \dots, u_i^T(k-s-l_2+t)] \end{pmatrix} \quad (3.22)$$

Загалом ідентифікаційна модель адекватна, якщо є наявність збігання результатів, отриманих на підставі залежностей (3.2-3.11, 3.21-3.22). Результати багатокрокового прогнозування можливо оцінювати візуально (наприклад, шляхом введення певної міри між сигналами) або на підставі критеріїв типу (3.17-3.18).

Також важливим показником адекватності ідентифікаційної нейромережевої моделі є оцінка нормалізованої середньої похибки узагальнення NMSE (Normalized Mean Squared Error). З урахуванням (3.12) та (3.19) оцінка квадрату середньої похибки узагальнення нейромережевої структури визначається як [4]

$$NMSE = \hat{V}_N = \left[ \frac{M_{\Xi} + p}{M_{\Xi} - p} V_M \left\{ \hat{\Theta}, S, \Xi \right\} \right]^2 \quad (3.23)$$

де  $p$  – кількість параметрів ваг синапсів нейромережі, що підлягають налаштуванню.

#### 3.4. Методи навчання багатовимірних нейромережевих структур

Для навчання (параметризації) багатовимірних нейромережевих структур, призначених для подальшої ідентифікації та керування складними ТП в режимі реального часу необхідно застосовувати методи, які відповідають певним вимогам. Згідно з [4] до цих вимог, перш за все, відносяться: швидкість збіжності, обчислювальна робастність, вимоги щодо оперативної пам'яті ЕОМ тощо. На сьогодні серед існуючих методів цим вимогам у найбільшій мірі відповідають так звані методи 2-го порядку, а саме [4, 102, 114]:

- Левенберга-Маркардта;
- Гауса-Ньютона;
- сполученого градієнта.

Тому подальший аналіз потенційних методів навчання запропонованих нейронних структур буде обмежений саме цими методами. Дуже важливим з точки зору автоматизації подальших розрахунків та моделювання є те, що зазначені методи реалізовані у складі найбільш потужних пакетів прикладних програм з емуляції нейромережевих структур (MATLAB Neural Tools, Neuro Solutions, Statistical Neural Network) [102].

Усі зазначені методи засновано [4] на розкладі функціоналів та критеріїв типу (3.17-3.18) у ряд Тейлора до 2-го порядку включно.

Такий розклад поблизу точки  $\Theta^*$  (теоретичного оптимуму параметрів НМ) на підставі (3.19) буде мати такий вигляд

$$\begin{aligned} V_M\{\Theta, S, \Xi\} &= V_M\{\Theta^*, S, \Xi\} + (\Theta - \Theta^*)^T V_M'\{\Theta^*, S, \Xi\} + \\ &+ \frac{1}{2}(\Theta - \Theta^*)^T V_M''\{\Theta^*, S, \Xi\}(\Theta - \Theta^*) = V_M\{\Theta^*, S, \Xi\} + \\ &+ (\Theta - \Theta^*)^T G(\Theta^*) + \frac{1}{2}(\Theta - \Theta^*)^T H(\Theta^*)(\Theta - \Theta^*), \end{aligned} \quad (3.24)$$

де градієнт визначається як

$$G(\Theta^*) = V_M'\{\Theta^*, S, \Xi\} = \left. \frac{dV_M\{\Theta^*, S, \Xi\}}{d\Theta} \right|_{\Theta=\Theta^*}, \quad (3.25)$$

а матриця других похідних – гесіан або матриця Гессе

$$H(\Theta^*) = V_M''\{\Theta^*, S, \Xi\} = \left. \frac{d^2V_M\{\Theta^*, S, \Xi\}}{d\Theta^2} \right|_{\Theta=\Theta^*}. \quad (3.26)$$

Достатніми умовами мінімуму функції є нульове значення градієнта та позитивна визначеність гесіану. Тобто

$$\begin{cases} G(\Theta^*) = 0 \\ H(\Theta^*) > 0 \end{cases}.$$

У більшості випадків пошук мінімуму може бути зведений до ітераційної процедури типу:

$$\Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} + \mu^{(i)} f^{(i)},$$

де  $\Theta^{(i)}$  – значення параметрів поточної ітерації ( $i$ );  $f^{(i)}$  – напрям пошуку;  $\mu^{(i)}$  – крок алгоритму поточної ітерації.

**3.4.1. Метод Гауса-Ньютона.** Синонім: Gauss-Newton (GN) methods. Є розвитком та вдосконаленням методу Ньютона [4], що застосовується для вирішення досить поширеного класу задач багатовимірної оптимізації. Має також спільні риси із квазіньютонівськими методами [114].

Застосовується лінійна апроксимація похибки прогнозування  $\varepsilon(t, \Theta)$  із критеріїв типу (3.17-3.18) у такому вигляді

$$\begin{aligned} \tilde{\varepsilon}(t, \Theta) &= \varepsilon(t, \Theta^{(i)}) + (\varepsilon'(t, \Theta^{(i)}))^T (\Theta - \Theta^{(i)}) = \\ &= \varepsilon(t, \Theta^{(i)}) - (\psi(t, \Theta^{(i)}))^T (\Theta - \Theta^{(i)})^T, \end{aligned} \quad (3.27)$$

$$\text{де } \psi(t, \Theta) = \frac{d\hat{y}(t | \Theta)}{d\Theta}.$$

Модифікований критерій (3.17) для  $i$ -ї ітерації буде мати вигляд

$$V_M\{\Theta, S, \Xi\} \approx L^{(i)}(\Theta) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M [\tilde{\varepsilon}(t, \Theta)]^2, \quad (3.28)$$

де  $L^{(i)}(\Theta)$  - наближене значення модифікованого критерію.

Тоді з урахуванням (3.25) вираз для градієнту буде

$$G(\Theta^{(i)}) = L^{(i)}\{\Theta^{(i)}, S, \Xi\} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \psi(t, \Theta^{(i)})(y(t) - \hat{y}(t(\Theta^{(i)}))). \quad (3.29)$$

Вираз для обчислення гесіану (3.26) змінюється так

$$R(\Theta) = R(\Theta^{(i)}) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \psi(t, \Theta^{(i)})\psi^T(t, \Theta^{(i)}), \quad (3.30)$$

де  $R(\Theta)$  - гесіан Гауса-Ньютона, для знаходження якого необхідно визначити лише перші похідні, що дає значні переваги при обчисленні.

Інтерактивна процедура мінімізації критерію типу (3.26) має вигляд

$$\Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} - [R(\Theta^{(i)})]^{-1} G(\Theta^{(i)}).$$

На практиці напрям пошуку Гауса-Ньютона обчислюється на основі вирішення системи рівнянь (3.31)

$$R(\Theta^{(i)})f^{(i)} = -G(\Theta^{(i)}). \quad (3.31)$$

У випадку, коли для визначення кроку алгоритму використовується лінійний пошук, схожий алгоритм вже має назву модифікованого (демпфованого) метода Гауса-Ньютона [114].

Різновиди алгоритмів багатовимірної оптимізації за методом Гауса-Ньютона знайшли досить значне розповсюдження при навчанні НС. Перш за все це пов'язано з тим, що вони забезпечують значно більшу швидкість збіжності (приблизно у 3 рази у порівнянні із звичайним back propagation [4]). Разом з цим, за нульовою чи

близькою до нуля нев'язкою (тобто при невеличких значеннях похибки прогнозування в межах мінімуму) застосування методу може не досягти бажаних результатів.

**3.4.2. Метод Левенберга-Маркардта.** Достатньо відомий в літературі під синонімами: Levenberg-Marquardt (LM) methods, схема Левенберга, метод Левенберга-Маркуардта тощо [4, 102, 114, 174-175].

Напрямок пошуку у методі Ньютона-Гауса засновано на визначенні апроксимації критерію  $L^{(i)}(\Theta)$  у районі поточної ітерації. При цьому не враховується, що глобальний мінімум  $L^{(i)}(\Theta)$  може знаходитися поза зоною поточної ітерації, в результаті чого пошук буде некоректним. Тому більш раціональним оцінити спочатку доцільність пошуку мінімуму  $L^{(i)}(\Theta)$  саме в області поточної ітерації. Для цього за алгоритмом методу Левенберга-Маркардта обирається сфера радіусу  $\delta^{(i)}$ . Тоді проблему оптимізації можна сформулювати у вигляді такої системи

$$\begin{cases} \hat{\Theta} = \arg \min L^{(i)} \\ |\Theta - \Theta^{(i)}| \leq \delta^{(i)} \end{cases} \quad (3.32)$$

Інтерактивна процедура пошуку мінімуму за наявності обмежень у системі містить такі етапи

$$\begin{cases} \Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} + f^{(i)} \\ [R(\Theta^{(i)}) + \lambda^{(i)}I]f^{(i)} = -G(\Theta^{(i)}) \end{cases} \quad (3.33)$$

де  $\lambda^{(i)}$  – параметр, що визначає область  $\delta^{(i)}$ .

Гіперсфера радіусу  $\delta^{(i)}$  інтерпретується як область, в межах якої  $L^{(i)}(\Theta)$  може розглядатися як адекватна апроксимація критерію  $V_M\{\Theta, S, \Xi\}$ .

Особливістю методу є процедура визначення взаємозв'язку між  $\delta^{(i)}$  та параметром  $\lambda^{(i)}$ . Так як однозначної залежності між ними не існує, на практиці застосовують декілька евристичних процедур [4]. Наприклад, поступове збільшення  $\lambda^{(i)}$  до тих пір, поки не відбу-

деться зменшення критерію  $L^{(i)}(\Theta)$ , після чого ітерація завершується. Значення параметру  $\lambda^{(i+1)}$  для наступної операції зменшується.

Також застосовується альтернативний підхід, заснований на зображенні реального зменшення критерію та зменшення, що прогнозується на основі апроксимації  $L^{(i)}(\Theta)$ . В якості міри точності апроксимації розглядається коефіцієнт

$$r^{(i)} = \frac{V_M\{\Theta^{(i)}, S, \Xi\} - V_M\{\Theta^{(i)} + f^{(i)}, S, \Xi\}}{V_M\{\Theta^{(i)}, S, \Xi\} - L^{(i)}(\Theta^{(i)} + f^{(i)})}. \quad (3.34)$$

У випадку наближення значення коефіцієнту  $r^{(i)}$  до 1,  $L^{(i)}(\Theta)$  є адекватною апроксимацією  $V_M\{\Theta, S, \Xi\}$  і значення  $\lambda$  зменшується, що відповідає збільшенню  $\delta^{(i)}$ . З іншого боку, невеликі або негативні значення коефіцієнта призводять до необхідності збільшення  $\lambda$ . На підставі цього загальна схема реалізації алгоритму така:

1. Обрати початкові значення вектора параметрів, що підлягають налаштуванню  $\Theta(0)$ , та коефіцієнта  $\lambda(0)$ .
2. Визначити напрям пошуку із системи рівнянь (3.33).
3. Якщо  $r^{(i)} > 0,75 \Rightarrow \lambda^{(i)} = \lambda^{(i)} / 2$ .
4. Якщо  $r^{(i)} < 0,25 \Rightarrow \lambda^{(i)} = 2\lambda^{(i)}$ .
5. Якщо  $V_M\{\Theta^{(i)} + f^{(i)}, Z^P, \Xi\} < V_M\{\Theta^{(i)}, Z^P, \Xi\}$ , то прийняти за нову ітерацію  $\Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} + f^{(i)}$  та встановити  $\lambda^{(i+1)} = \lambda^{(i)}$ .
6. Якщо критерій зупинки не досягнутий, перейти до етапу 2. Значення критерію, що мінімізується, може бути представлено у такому вигляді

$$L^{(i)}(\Theta^{(i)} + f) = V_M\{\Theta^{(i)}, S, \Xi\} + f^T G(\Theta^{(i)}) + \frac{1}{2} f^T R(\Theta^{(i)}) f. \quad (3.35)$$

Підставляючи до (3.35) значення виразу для визначення напрямку пошуку, що отримане із співвідношення

$$R(\Theta^{(i)})f^{(i)} = -G(\Theta^{(i)}) - \lambda f^{(i)},$$

отримуємо

$$V_M \{ \Theta^{(i)}, S, \Xi \} - L^{(i)}(\Theta^{(i)} + f^{(i)}) = \frac{1}{2} \left( - (f^{(i)})^T G(\Theta^{(i)}) + \lambda^{(i)} |f^{(i)}|^2 \right) \quad (3.36)$$

Співвідношення (3.36) дозволяє на етапах 3, 4 алгоритму визначати коефіцієнт  $r^{(i)}$  за виразом (3.34).

Збіжність методу Левенберга-Маркардта приблизно однакова із методом Гауса-Ньютона (варіант з демпфером). Додатковою перевагою є достатньо добра обумовленість гесіану, що виникає за рахунок додавання діагональної матриці (3.33). Даний підхід є досить ефективним рішенням для навчання НМ, що забезпечує швидку збіжність та обчислювальну робастність.

Головним недоліком методу є необхідність обчислення на пряму пошуку при зміні  $\lambda$  незалежно від того, чи відбувалася зміна вагових коефіцієнтів синапсів чи ні [4].

**3.4.3. Метод сполученого градієнту.** Синонім: Conjugate Gradient (CG) methods. Існує декілька модифікацій методу. Одним з найбільш вдалих є алгоритм, заснований на розкладі виразу (3.24) та подальшою апроксимацією гесіану (замість постійного обчислення на кожній ітерації) з метою підвищення продуктивності методу за рахунок зменшення обчислень (схема Молера [4]).

Інтерактивна процедура пошуку мінімуму функції мети має вигляд

$$\Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} - \mu^{(i)} B(\Theta^{(i)}) G(\Theta^{(i)}), \quad (3.37)$$

де  $I$  – одинична діагональна матриця;  $B(\Theta^{(i)}) \approx [H\Theta^{(i)}]^{-1}$  – апроксимація оберненого гесіану, що модифікується відповідно до наступного виразу

$$B(\Theta^{(i)}) = \left( I - \frac{\Delta\Theta^{(i)} (\Delta G^{(i)})^T}{(\Delta G^{(i)})^T \Delta\Theta^{(i)}} \right) B(\Theta^{(i-1)}) \left( I - \frac{\Delta G^{(i)} (\Delta\Theta^{(i)})^T}{(\Delta G^{(i)})^T \Delta\Theta^{(i)}} \right) + \frac{\Delta\Theta^{(i)} (\Delta\Theta^{(i)})^T}{(\Delta G^{(i)})^T \Delta\Theta^{(i)}}$$

де

$$\begin{cases} \Delta\Theta^{(i+1)} \equiv \Theta^{(i)} - \Theta^{(i-1)} \\ \Delta G^{(i+1)} \equiv G^{(i)} - G^{(i-1)} \end{cases}$$

Позитивна визначність такого гесіану обумовлена виконанням умови

$$(\Theta^{(i+1)})^T \Delta G^{(i+1)} > 0.$$

Перевагою методу сполученого градієнту є те, що він дуже розповсюджений в дослідженні операцій та достатньо добре вивчений [175]. Разом з цим, згідно з [114] метод може мати відносно повільну збіжність у випадку поганої обумовленості завдання.

### 3.5. Дослідження багатовимірних моделей інтелектуальної нейромережевої ідентифікації ТП збагачення

На підставі загальної методики інтелектуальної нейромережевої багатовимірної ідентифікації (пп.3.3) із застосуванням методів комп'ютерного моделювання можна провести дослідження структур типу (3.2-3.11) для умов ТП збагачення магнетитових кварцитів. Дослідження будуть включати етапи: вибір методу навчання, оцінка глибини регресії (кількості затриманих сигналів на вході та виході) моделей, застосування методів навчання (швидкість збіжності, точність), пряме та зворотне прогнозування, тестування отриманих систем на нелінійність.

**3.5.1. Вибір методу навчання.** Аналіз та вибір базового методу навчання для ідентифікаційних моделей типу (3.5-3.11) здійснювався на підставі методики, викладеної в [4]. Основні етапи дослідження такі:

1. Для імітаційних експериментів було обрано найпростішу модель типу NNARX (3.6-3.7). З метою спрощення аналізу була прийнята однакова глибина регресії ( $l_1 = l_2 = 2$ ) на підставі попередніх результатів [154-159, 162-163].

2. Підготовлено шаблони НМ модельних структур у базисах ННР (рис.3.6), RBF (рис.3.7) та ПЗНМ (рис.3.8). Для усіх моделей була застосована НМ із одним прихованим шаром за формулою: 16-8-8 (відповідна кількість нейронів на вході, у прихованому шарі та на виході).

3. Було проведено десятикратне навчання та тестування всіх значених НМ структур із застосуванням чотирьох методів навчання:



зворотного розповсюдження похибки (back propagation або BP – метод, як фактичний стандарт з навчання НМ [14]), Гауса-Ньютона (GN - метод), Левенберга-Маркардта (LM) та сполученого градієнту (CG). Для навчання була застосована статистична вибірка показників Північного ГЗК за формулою: 350-280-70 (загальна кількість шаблонів, кількість шаблонів для навчання, кількість шаблонів для верифікації). При цьому аналізувалися базові показники першої та останньої стадії ТП.

4. Усереднені показники збіжності (кількість епох або ітерацій для навчання), робастності (середньоквадратична похибка MSE та узагальнення NMSE) та застосованих обчислювальних ресурсів (оперативної пам'яті) було занесено до табл. 3.2.

5. На підставі цих результатів проведений порівняльний аналіз.

Таблиця 3.2

Порівняльна оцінка потенційних алгоритмів навчання

Алгоритм навчання	Збіжність, епох (ітерацій)	MSE	NMSE	Ресурси ЕОМ, Мб
<b>1. Базис НПП (багатошаровий перцептрон)</b>				
1.1. BP	568	1,198596	1,76165223	30
1.2. GN	303	1,161828	1,96306745	24
1.3. LM	177	0,778172	1,45139743	35
1.4. CG	425	0,888760	1,45448391	21
<b>2. Базис RBF (радіально-базисних функцій)</b>				
2.1. BP	196	1,85732511	2,111487478	30
2.2. GN	65	1,19651332	2,131730124	25
2.3. LM	31	0,79076953	1,906790835	35
2.4. CG	87	0,89815021	1,912728683	21
<b>3. Базис ПЗНМ (повністю зв'язних нейромереж)</b>				
3.1. BP	837	1,0915434	1,60226771	33
3.2. GN	451	1,0807423	1,77265223	27
3.3. LM	265	0,7223413	1,21234453	37
3.4. CG	637	0,8684867	1,26644234	22

У якості програмних середовищ для комп'ютерного моделювання були застосовані 3 незалежних пакети прикладних програм (нейроемуляторів): Neuro Solution, Statistica Neural Networks та

MATLAB. Відповідні результати моделювання у цих різних пакетах збігаються. Також отримані результати достатньо добре збігаються із наведеними у [4]. На рис.3.9 наведено типові криві, що демонструють зміну критерію MSE в процесі навчання моделі NNARX для різних базисів.

Аналіз проведеного дослідження показує, що результати навчання інтелектуальної нейромережевої моделі типу NNARX якісно практично ідентичні, якщо їх відповідно групувати (кластеризувати) за однаковими методами навчання. З точки зору швидкості збіжності та обчислювальної робастності найбільш перспективним виглядає метод Левенберга-Маркуардта (LM), але його ресурсомісткість найбільша. Стандартний метод навчання НМ, заснований на зворотному розповсюдженні похибки (BP) продемонстрував досить добру робастність, але його швидкість збігу достатньо повільна, а вимоги щодо ресурсів - завеликі. Приблизно однакові та достатньо збалансовані результати показали методи Гауса-Ньютона(GN) та сполученого градієнту (CG).

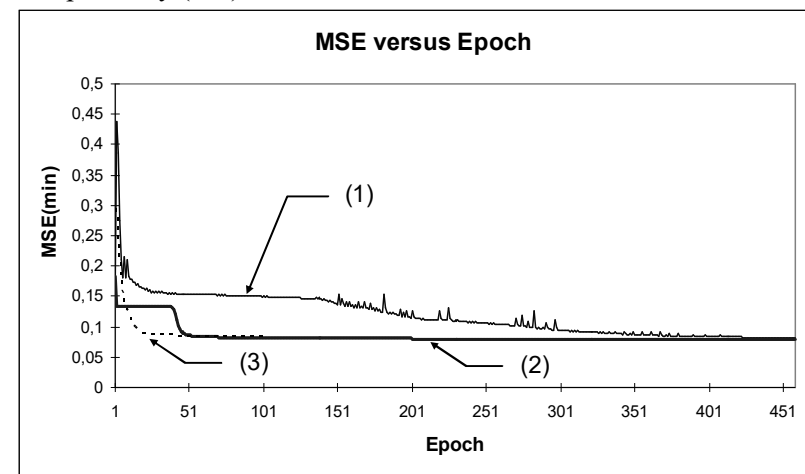


Рис. 3.9. Зміна критерію MSE від кількості ітерацій (епох) при навчанні нейромережевої ідентифікаційної моделі NNARX:

- 1 – двошаровий перцептрон, що навчався за CG-методом;
- 2 – мережа радіально-базисних функцій (РБФ) за GN-методом;
- 3 – повністю зв'язна та частково рекурентна мережа за LM-методом.

**3.5.2. Дослідження глибини регресії.** На точність та адекватність авторегресійних моделей значною мірою впливає кількість затриманих сигналів на вході та виході регресору (або глибина регресії) [5, 14, 173]. З іншого боку зайва кількість рекурентних сигналів ускладнює модель та збільшує час її параметризації (навчання).

Для оцінки необхідної глибини регресії скористаємося методом коефіцієнтів Ліпшица, наведеного в [4]. Оцінку кількості затриманих сигналів на вході й на виході будемо робити на підставі такого критерію:

$$\bar{q}^{(l)} = \left( \prod_{k=1}^p \sqrt{l} q^{(l)}(k) \right)^{1/p}, \quad (3.38)$$

де  $\bar{q}^{(l)}$ ,  $q^{(l)}(k)$  - відповідно усереднене й поточне значення коефіцієнта Ліпшица при глибині затримки в  $l$ - сигналів (приймається, що  $l_1 = l_2 = l_3 = l$ );  $p$  - кількість відібраних найбільших коефіцієнтів із всіх можливих комбінацій пар типу «вхід-вихід» ( $p = 0,01M \div 0,02M$ ).

Поточні значення коефіцієнтів Ліпшица розраховуються за формулою

$$q_{ij}^{(l)} = \frac{\|y(k_i) - y(k_j)\|}{\|u(k_i) - u(k_j)\|}, \quad i \neq j,$$

де  $\|\cdot\|$  - позначає евклідову норму, а значення регресійного вектора за входом та виходом визначаються на підставі рівнянь (3.6-3.11).

Здійснимо комп'ютерне моделювання ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів із використанням регресорів типу NNARX (3.6), NNOE (3.8), NNARXMAX (3.10) і зробимо аналіз коефіцієнтів Ліпшица з метою вибору оптимальної кількості сигналів затримки (глибини регресії) за критерієм (3.38).

У табл.3.3 і на рис.3.10 наведені основні результати моделювання ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів і оптимальні значення глибини регресії на підставі розрахунку коефіцієн-

тів Ліпшица для різних моделей. При моделюванні був застосований базис ННР на основі песептрону. Аналогічні результати моделювання в інших базисах дають схожі результати [155-159, 162-163].

Аналіз результатів моделювання показує, що для ідентифікації параметрів збагачувальної технології з використанням моделі типу NNARX необхідна глибина затримки на рівні 2-3 сигналів (на підставі положення точки зламу, рис. 3.10). Використання моделі типу NNOE вимагає трохи більшу глибину регресії (3-4 сигналу).

Таблиця 3.3

Показники глибини регресії й збіжності математичних моделей інтелектуальної ідентифікації

№ з/п	Найменування показників	NNARX	NNOE	NNARXMAX
1.	Глибина регресії (за місцем перегину графіку функції Ліпшица)	2-3	3-4	2-3
2.	Середня швидкість навчання (в епохах або ітераціях)	588	893	672
3.	Метод навчання	LM	LM	LM

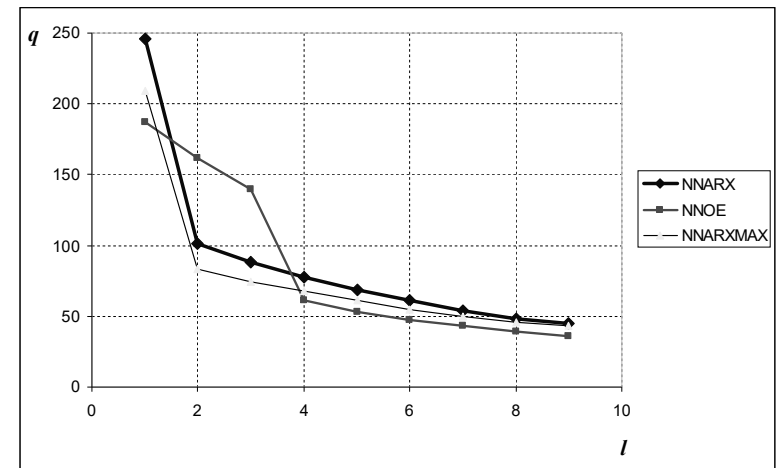


Рис. 3.10. Залежність значень коефіцієнтів Ліпшица ( $q$ ) від глибини регресії ( $l$ ) для моделей типу NNARX, NNOE, NNARXMAX

**3.5.3. Дослідження обсягу прихованого шару.** Як було зазначено у попередніх розділах, на підставі залежностей (2.12-2.13) та з урахуванням характеристик (рис.1.26-1.27) кількість нейронів у прихованих шарах (як і кількість власне самих шарів) впливає на точність та здатність узагальнення відповідних моделей. Тому необхідно знайти певний компроміс між вмістом прихованих шарів, точністю моделі та її здатністю щодо узагальнення.

У ході попередніх досліджень та робіт [153-159, 162-163] було з'ясовано, що мережі із одним прихованим шаром цілком достатньо для ідентифікації ТП збагачення при застосуванні основних базисів НМ (НПР, РБФ, ПЗНМ). Показники точності моделі (MSE) та здатності до узагальнення (NMSE) зв'язані між собою залежністю (3.23). Для зв'язування раціональної кількості нейронів у прихованому шарі ( $n_h$ ) побудуємо залежність  $NMSE=f(n_h)$ , застосувавши комп'ютерне моделювання.

Для моделювання було застосовано нейромережеву ідентифікаційну модель типу NNARX, що мала входів  $n_u$  та виходів  $n_y$ , кількість сигналів затримки на вході та виході  $l_1=l_2=2$  (на підставі попереднього дослідження пп.3.5.2). Кількість нейронів прихованого шару змінювалася в інтервалі  $n_h=[0..n_y]$ . Результати моделювання у середовищі нейроемулатора Neuro Solution наведено на рис. 3.11.

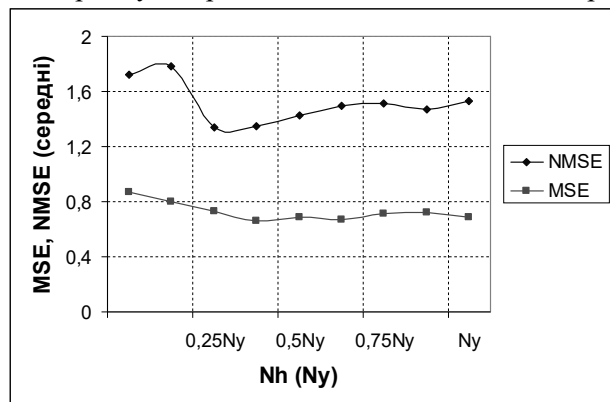


Рис. 3.11. Функція залежності здатності НМ до узагальнення від кількості нейронів прихованого шару (базис НПР, формула 16:  $n_h:8$ )

За результатами моделювання (рис. 3.11) було уточнено, що оптимальна кількість нейронів прихованого шару для модельних структур типу NNARX знаходиться в інтервалі  $(0,25-0,5)n_y$ . Праворуч від зазначеного інтервалу (при подальшому збільшенні  $n_h > n_y$ ) середньоквадратична похибка (MSE) поступово зменшується, а аналогічний показник для узагальнення (NMSE) значно зростає. Останнє говорить про те, що здатність до узагальнення нейромережі за таких умов відповідно зменшується. Аналогічне моделювання у базисах РБФ та ПЗНМ також підтверджує граничне значення кількості нейронів у прихованому шарі у розмірі  $n_h = 0,5n_y$ .

**3.5.4. Дослідження властивостей моделей.** Протягом попередніх етапів моделювання було визначено структуру, обрано методи параметризації (навчання) та досліджено основні робочі параметри для інтелектуальних авторегресійних моделей багатовимірної ідентифікації (глибина регресії, розмір прихованого шару тощо). Тепер на підставі всіх зазначених даних можливо безпосередньо здійснити нейромережеву ідентифікацію ТП збагачення та оцінити її результати.

На рис.3.12-3.14 наведено результати комп'ютерного моделювання процесу ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів для трьох стадій та секції в цілому. Моделювання проводилося за допомогою пакету Neuro Solution на підставі вибірки показників Південного ГЗК.

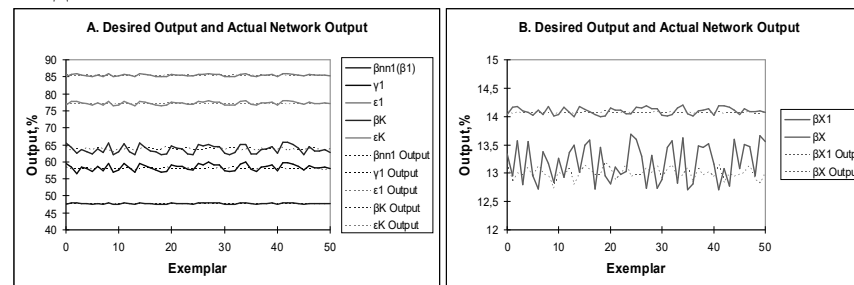


Рис.3.12. Моделювання ідентифікації першої та останньої стадій ТП збагачення (модель NNARX, базис НПР):

А – якісні показники (вміст заліза загального, вихід та вилучення корисного), %; Б – втрати у хвостах, %.

Для ідентифікації ТП першої стадії була застосована модель типу NNARX, що реалізувалася у базисі нейронних мереж прямого розповсюдження (НПР) на основі багат шарового перцептрону. Базова формула НМ: 16-4-8 (нейрони: вхідні-приховані-вихідні) при глибині регресії у два сигнали за входом та виходом (затримка однакова для модельних структур всіх стадій). Також для всіх моделей, базисів і стадій використовувався метод навчання за алгоритмом Левенберга (LM).

На другій стадії була застосована модельна структура типу NNARXMAX, яка була запрограмована у базисі НМ на основі радіально-базисних функцій (РБВ). Базова формула НМ: 18-4-8 (+ $l_1=l_2=l_3=2$ ).

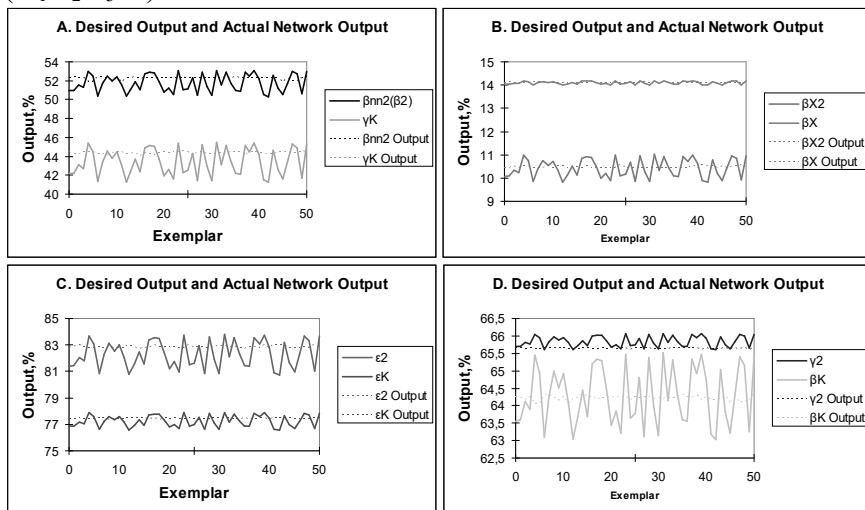


Рис.3.13. Моделювання ідентифікації другої стадії ТП збагачення (модель NNARXMAX, базис RBF):

А – якісні показники (вміст заліза у промпродукті 2-ї стадії, вихід корисного у кінцевому концентраті), %; В – втрати (хвости 2-ї стадії та загальні), %; С – вилучення на 2-й стадії та у кінцевому концентраті, %; D – вихід на 2-й стадії та якість кінцевого концентрату, %.

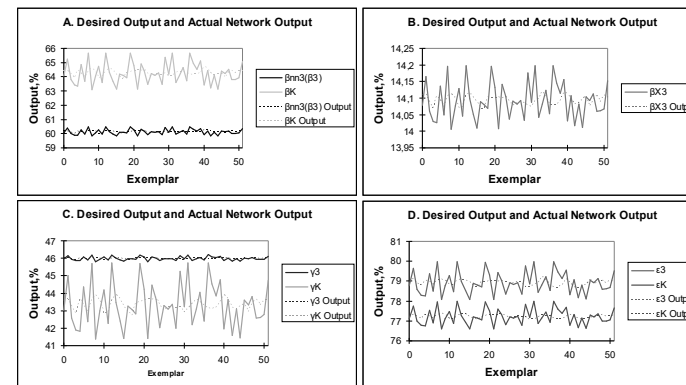


Рис.3.14. Приклад прямого прогнозування підсумкових показників ТП збагачення на підставі ідентифікаційної моделі NNOE у базисі повністю зв'язних нейромереж (ПЗНМ):

А – якісні показники (вміст заліза загального у промпродукті 2-ї стадії та у кінцевому концентраті), %; В – втрати у хвостах 3-ї стадії, %; С – вихід заліза на 3-й стадії та у кінцевому концентраті, %; D – вилучення заліза на 3-й стадії та у кінцевому концентраті, %.

Параметри третьої стадії та всі кінцеві продукти ідентифікувалися на підставі моделі типу NNOE у базисі повністю зв'язних та частково рекурентних нейромереж (ПЗНМ). Базова формула НМ: 18-4-8 (+ $l_1=l_2=2$ ).

Також для тестування результатів отриманих багатовимірних ідентифікаційних моделей авторегресії проводилося зворотне інверсне прогнозування окремих якісних показників збагачення, результати якого наведено на рис. 3.15. Методика цих випробувань була повністю аналогічна вищенаведеним з той лише різницею, що входи та виходи моделей типу (3.5-3.11) було відповідно змінено місцями (тобто тепер всі виходи моделі стали входами і навпаки).

Основні статистичні показники етапів прямого та зворотного прогнозування у розрізі всіх нейромережових моделей та стадій ТП зведені до табл. 3.4-3.5.

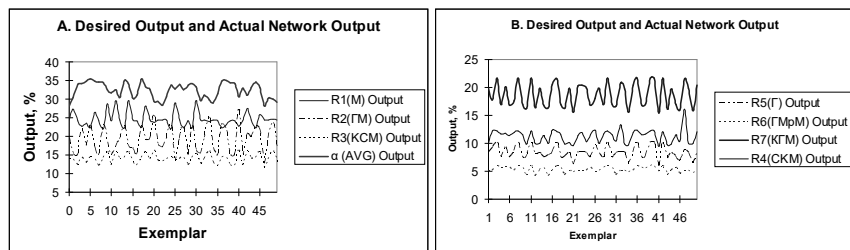


Рис.3.15. Приклад зворотного прогнозування факторів, що збудують, для ТП збагачення на підставі ідентифікаційної моделі NNARX у базисі нейромереж прямого розповсюдження (ПЗНМ):

А – прогнозні значення середнього значення масової частки вмісту заліза загального у первинній шихті  $\alpha$ (AVG, %) та співвідношення мінеральних різновидів №1-4;

позначення на легенді:

М – магнетитові кварцити;

ГМ – гематит-магнетитові кварцити;

КСМ – карбонат-сілікат-магнетитові кварцити [113-115], %;

В – прогнозні співвідношення мінеральних різновидів руди за №4-7;

позначення на легенді:

СКМ – сілікат-карбонат-магнетитові;

Г – гематитові; ГМрМ – гематит-мартит-магнетитові;

КГМ – карбонат-гематит-магнетитові кварцити)

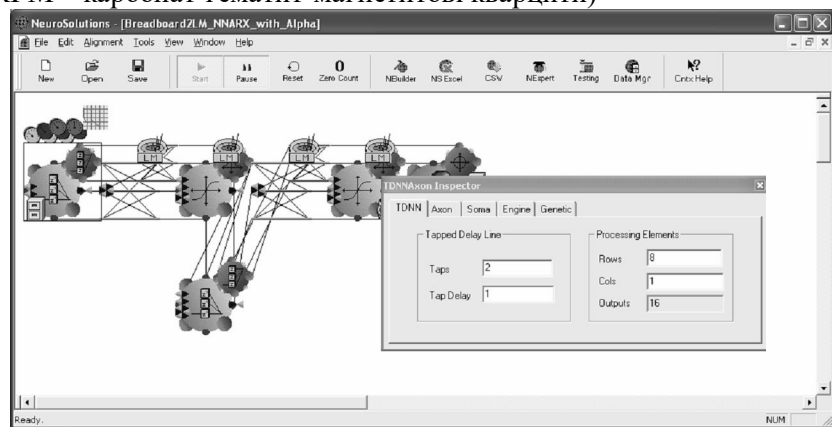


Рис. 3.16. Приклад реалізації модельної структури типу NNARX із базисом НІР у середовищі нейромулятора Neuro Solutions 5.0

для зворотного прогнозування (формула: 16-4-8 із затримкою  $l_1=l_2=Тaps=2$ )

Таблиця 3.4

Зведені статистичні показники на етапі прямого прогнозування

1. Перша стадія, модель NNARX, базис НІР				
Показники	$\beta_{nn1}(\beta_1), \%$	$\beta_{x1}, \%$	$\gamma_1, \%$	$\epsilon_1, \%$
MSE	1,024717439	0,225188995	0,884834738	0,102838772
NMSE	1,493807662	1,208469062	1,187108862	1,241731716
MAE	0,32981936	0,391300189	0,778730392	0,263471824
Min Abs Error	2,59709E-05	0,004830103	0,011663076	0,00086872
Max Abs Error	0,367995433	1,144182146	2,158560194	0,727065125
2. Друга стадія, модель NNARXMAX, базис РБФ (RBF)				
Показники	$\beta_{nn2}(\beta_2), \%$	$\beta_{x2}, \%$	$\gamma_2, \%$	$\epsilon_2, \%$
MSE	1,762584542	0,357413448	0,964047321	1,240210619
NMSE	2,283273058	1,385939256	2,986835924	1,327755076
MAE	0,91492914	0,642389102	0,210171565	0,938474171
Min Abs Error	0,000927283	0,00048428	0,002054903	0,006927138
Max Abs Error	2,021096125	0,73179363	0,458971624	2,269588745
3. Третя стадія, модель NNOE, базис ПЗНМ				
Показники	$\beta_{nn3}(\beta_3), \%$	$\beta_{x3}, \%$	$\gamma_3, \%$	$\epsilon_3, \%$
MSE	0,694230688	0,00715871	0,014561387	0,351971724
NMSE	1,47960172	1,204498962	1,121031668	1,083884252
MAE	0,233167185	0,05133065	0,101736477	0,497190254
Min Abs Error	0,000204457	0,000105343	0,000464701	0,005981549
Max Abs Error	0,64266803	0,208660988	0,417263098	2,084021001
4. Підсумкові показники секції, модель NNOE, базис ПЗНМ				
Показники	$\beta_{k3}, \%$	$\beta_{x3}, \%$	$\gamma_{k3}, \%$	$\epsilon_{k3}, \%$
MSE	0,6729506	0,006033101	1,876187531	0,1889517
NMSE	1,137079367	1,857871695	1,096947889	1,107005864
MAE	0,697659074	0,052021702	1,161845925	0,368997024
Min Abs Error	0,008203127	0,000302803	0,006484846	0,008650818
Max Abs Error	2,816034559	0,141562031	4,76899852	1,096887888

Примітки: MSE, NMSE – відповідно: середньоквадратична похибка прогнозування (3.17-3.18) та узагальнення (3.23); MAE (Mean Absolute Error) – усереднена абсолютна похибка прогнозування; Min Abs

Error – мінімальна абсолютна похибка прогнозування; Max Abs Error – максимальна абсолютна похибка прогнозування.

Аналіз результатів комп'ютерного моделювання підтверджує, що для ідентифікації ТП магнітного збагачення залізної руди досить ефективно застосування нейромережевих предикторних моделей типу NNARX, NNOE, NNARXMAX. Зазначені моделі в цілому забезпечують задовільну апроксимацію, особливо у випадку незначної амплітуди зміни вихідного сигналу. Накопичена похибка залишається задовільною при більш ніж 50 тактів (кроків) прогнозування (рис. 3.12-3.14). При цьому використання мережі радіального базису в процесі ідентифікації забезпечує мінімальний час навчання системи та гарантує найбільш швидку збіжність. Однак, за рахунок більш низької точності та відповідної здатності узагальнення можливі значні відхилення від необхідних параметрів.

Застосування повністю або частково зв'язних нейромережевих структур забезпечує найбільшу точність ідентифікаційної моделі та найкраще узагальнення, але час навчання (швидкість збігу параметризації) при цьому є максимальним.

Ідентифікація на базі прямої мережі із застосуванням багатопереднього перцептрона має порівняльно збалансовані показники адекватності (точності, здатності до узагальнення) та збіжності предикторних авторегресійних моделей відносно зазначених вище структур.

Таблиця 3.5

Зведені статистичні показники на етапі зворотного прогнозування (модельна структура NNARX, базис НІР)

Показники	$\alpha$ , %	$R_1(M)$ , %	$R_2(\Gamma M)$ , %	$R_3(KCM)$ , %	$R_4(CKM)$ , %
MSE	4,5489	0,14002	0,01998	0,01247	0,01226
NMSE	1,3793	14,11564	1,34871	1,69120	1,94355
MAE	1,9768	0,11901	0,11141	0,09185	0,09400
Min Abs Error	0,0153	0,00333	0,00257	0,00686	0,00153
Max Abs Error	6,0189	0,24480	0,28616	0,34037	0,24339

Однокрокові предиктори типу NNARX, NNARXMAX в цілому підтвердили свою здатність у здійсненні задовільної екстраполяції на один такт наперед, про що свідчить кореляційний аналіз, здійснений на підставі дослідження коефіцієнта детермінації (рис. 3.17).

Багатокроковий регресор типу NNOE для умов ТП збагачення обмежується 2-3 відліками (тактами) прогнозу. Надалі коефіцієнт детермінації різко зменшується, що свідчить про неадекватність подальшого прогнозування вже при  $R^2 < 0,7$ .

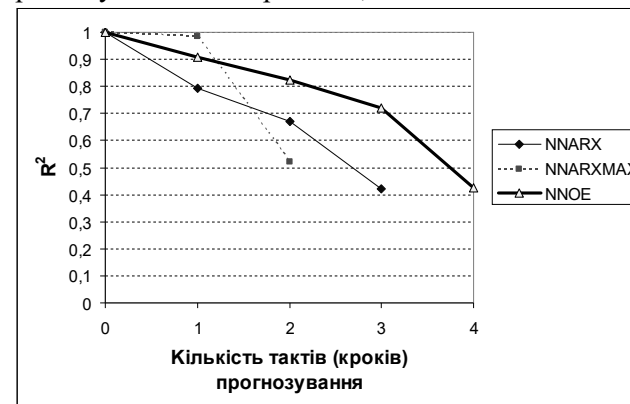


Рис. 3.17. Типова кореляційна залежність коефіцієнта детермінації  $R^2$  від глибини прогнозування для різних моделей

У цілому слід зазначити, що всі вищезазначені моделі достатньо добре визначають якісні тенденції зміни параметрів ТП збагачення, а, при дотриманні певних умов, дозволяють визначати більшість кількісних показників стадій переділу із задовільною точністю.

### 3.5.5. Тестування отриманих моделей на нелінійність.

Із досліджень попередників [20, 26-29 та ін.] відомо, що більшість ТП збагачення є суттєво нелінійними об'єктами. Тому отримані багатовимірні моделі типу (3.5-3.11) в умовах ТП РЗФ слід протестувати на нелінійність.

Основними умовами лінійності систем є виконання принципів суперпозиції (3.39) та гомогенності (3.40) системи [9]:

$$y(k) = G(\varphi_1(k) + \varphi(k)) = G(\varphi_1(k)) + G(\varphi(k)), \quad (3.39)$$

$$y(k) = G(a\varphi(k)) = aG(\varphi(k)), \quad (3.40)$$

де  $\varphi_1, \varphi_2, \varphi$  – довільні послідовності вихідних сигналів;  $G(\cdot)$  – відображення, що реалізує система (для нашого випадку  $G(\cdot) = NN(\cdot)$ ) на підставі виразів (3.4-3.11);  $a$  – довільна константа.

Згідно з методикою достатньо провести тестування системи за будь-яким із каналів двома сигналами  $u_1, u_2$ , що сформовані у відповідності до виразу

$$u_2(k) = cu_1(k), \quad c = const. \quad (3.41)$$

Достатньою умовою лінійності системи буде:

$$\left[ r(k) = \frac{y_2(k) - D}{y_1(k) - D} \right] = c, \quad (3.42)$$

де  $r(k)$  – значення поточної реакції системи;  $y_1, y_2$  – відповідні значення виходів системи при впливах  $u_1, u_2$ ;  $D$  – значення реакції системи в усталеному режимі (при нульовому вихідному сигналі).

На підставі наведеної методики було проведено тестування багатовимірних інтелектуальних моделей типу (3.5-3.11) за каналами:

- 1) «продуктивність на вході»-«продуктивність на виході»;
- 2) «продуктивність на виході»-«якість концентрату».

Результати тестування для моделі типу NNOE наведено на рис. 3.18. За першим каналом добре помітно (рис. 3.18A-B), що реакція системи на 20% зменшення продуктивності на вході по руді призведе до зменшення вихідної продуктивності на 4-16% (в залежності від властивостей вихідної шихти). Для 50% зміни вихідної продуктивності відповідна реакція становить 38-44% (на виході 3-ї стадії). У свою чергу підвищення якості концентрату на 1% (рис. 3.18C-D, другий канал) можливе за умов падіння продуктивності на виході приблизно на 12-14%. Аналогічне тестування для інших моделей (NNARX, NNARXMAX) дає схожі результати.

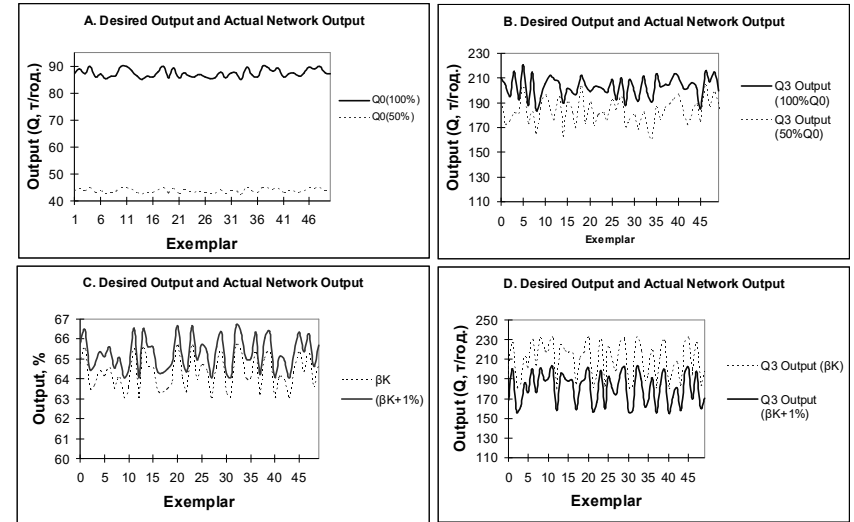


Рис. 3.18. Демонстрація нелінійних властивостей багатовимірних авторегресійних моделей:

A – уставка за продуктивністю по руді відносно режимного значення параметру  $Q_0$  (100% та 50%), т/год.;

B – відповідна зміна (реакція) продуктивності секції після 3-ї стадії, т/год.;

C – уставка за якістю кінцевого концентрату (збільшення масової частки заліза загального на 1%), %;

D – відповідна зміна (реакція на збільшення якості) загальної продуктивності секції після 3-ї стадії, т/год.

Отже, на підставі результатів досліджень із застосуванням виснаженої методики (3.39-3.42) було зроблено узагальнення, що отримані інтелектуальні моделі в цілому вірно відображають нелінійну динаміку в умовах ТП збагачення. Це підтверджує суттєво нелінійний характер процесів збагачення, що збігається з даними періодичних випробовувань рудо-іспитових лабораторій (РІЛ) при ГЗК та результатами робіт багатьох попередників [20, 25-29, 37 та ін.].

### 3.6. Перспективи застосування інтелектуальних моделей ідентифікації для ТП збагачення

Дослідження та моделювання процесу інтелектуальної ідентифікації із застосуванням авторегресійних моделей типу (3.5-3.11)

довели їх адекватність, що обумовлює можливості практичного застосування подібних підходів в галузі збагачення. На думку автора, таке застосування потенційно можливо здійснити за такими двома напрямками.

1. Створення статичних моделей у складі систем підтримки прийняття рішень (СППР) для прямого та зворотного прогнозування показників роботи секцій РЗФ (рис. 3.19).

2. Створення динамічних моделей для ідентифікації та керування технологічною лінією (секцією) РЗФ у режимі реального часу (рис.3.20).



Рис. 3.19. Блок-схема побудови та застосування статичної інтелектуальної моделі

Прямі статичні моделі можна застосовувати для виявлення якісних тенденцій можливих змін у ході ТП у випадку коливань властивостей вихідної сировини та прогнозування основних показників збагачення за стадіями (продуктивність секції в цілому та за окремими стадіями, масова частка заліза загального та магнітного у

проміжних продуктах стадій та кінцевому концентраті, втрати заліза у хвостах сумарних та за окремими стадіями, вихід та вилучення заліза у кінцевому концентраті та промпродуктах окремих стадій).

Зворотні (інверсні) моделі допоможуть фахівцям (технологам, диспетчерам) прогнозувати значення вихідних впливів, що збудують (вміст корисного у первинній руді, співвідношення мінеральних різновидів у шихті, її фізико-хімічні та морфологічні властивості тощо).

Первинною інформацією для створення статичних моделей, їх навчання (параметризації) можуть бути: дослідження збагачуваності мінеральних родовищ або безпосередній збір даних у ході ТП. З точки зору точності прогнозування означених моделей збір даних протягом ТП менш точний тому, що частину даних необхідно суміщати в часі із геологічною інформацією (наприклад, майже всі дані за складом та властивостями мінеральних різновидів у шихті). Більш точні моделі можливо сформувати за даними досліджування збагачуваності родовищ [130-131] при умові наявності необхідного обсягу статистичної вибірки (3.12).

Динамічні ідентифікаційні моделі можуть бути застосовані для створення інтелектуальних систем автоматизованого керування ТП збагачення, заснованих на нейроуправлінні [93, 154-159, 162-163].

На відміну від статичних моделей (рис. 3.19) статистична вибірка для навчання динамічних нейромережевих структур типу (рис. 3.20) створюється та постійно поповнюється практично на основі даних, зібраних у ході ТП (блоки 1-2). Виключенням може бути лише процес первинного створення БД, де також можуть бути задіяні дані досліджень збагачуваності родовища.

Блок №3 здійснює процедуру оперативного аналізу технологічної інформації. Більшість такої інформації поступає із датчиків (наприклад, грансклад, продуктивність, якість тощо). Але є частина даних, які практично складно оперативно вимірювати із технічних, технологічних або економічних міркувань (наприклад, властивості первинної сировини у шихті). Тому такі показники можливо обчислювати непрямыми методами або прогнозувати із застосуванням інверсної динаміки.



У блоці №4 виконується перевірка необхідності активного втручання у хід ТП (принцип “особливих” ситуацій/станів [117,118]).

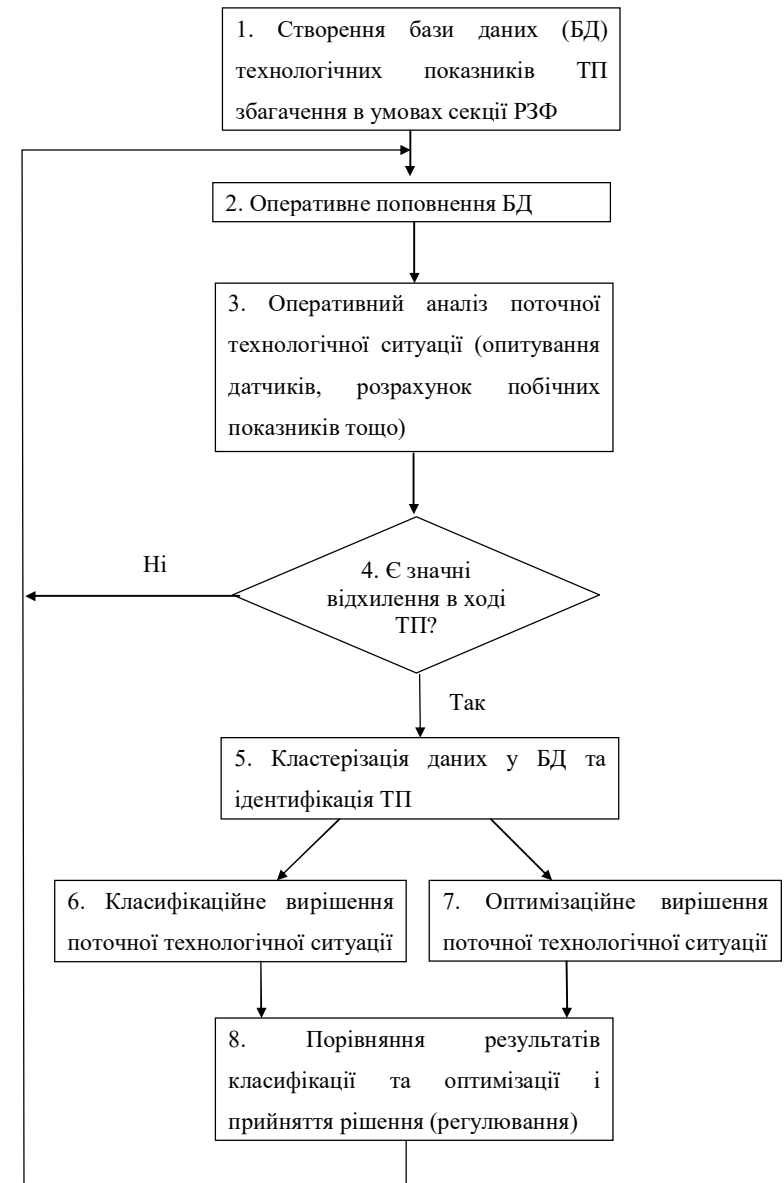


Рис. 3.20. Блок-схема динамічної інтелектуальної моделі

Критерієм цього є наявність порівняльно великих відхилень від планових показників роботи секції збагачення (перш за все за продуктивністю, якістю та втратами). Якщо такі відхилення в межах певної норми (означеної точності), то алгоритм зациклюється на блоці №2. В іншому випадку (наявності значних відхилень) здійснюються процедури активного втручання у хід ТП (регулювання) за допомогою блоків 5-8.

Для здійснення навчання нейромережевої структури в процесі ідентифікації (блок №5) попередньо здійснюється процедура кластеризації БД, де із загального обсягу даних відбираються тільки найбільш близькі кластери до поточної технологічної ситуації. Обсяг та вимоги до такої вибірки визначаються виразами (2.16), (3.12). Далі здійснюється процедура інтелектуальної ідентифікації поточної ситуації ТП із застосуванням моделей (3.5-3.11).

У подальшому аналізуються два шляхи роботи алгоритму (рис. 3.18). У блоці №6 здійснюється пошук кращого вирішення за методом класифікації (класифікаційного керування). Тобто із кластеру обирається таке значення вектору стану (траєкторії), яке забезпечує максимальну близькість до поточних значень параметрів ТП. У такому випадку відповідно будуть відомі (на підставі історії з БД) всі вихідні показники подальшого розвитку ТП. Такий підхід обґрунтований в роботах [61, 164, 176].

Паралельно процедурі класифікації здійснюється процедура пошуку оптимального рішення у блоці №7 на підставі застосування алгоритмів багатофакторної оптимізації [4, 114, 175, 177-178].

У блоці №8 спочатку здійснюється порівняння потенційних результатів можливого керування із застосуванням класифікаційного (блок №6) або оптимального (блок №7) підходів. На підставі порівняння здійснюється процес автоматизованого прийняття рішення, що полягає у можливості здійснення регулювання параметрів ТП на підставі класифікаційного або оптимального керування (обрати краще). Необхідно зазначити, що у даному випадку процес прийняття рішення може бути здійснений у автоматизованому режимі (тобто з участю людини-оператора) або в автоматичному. В подальшому на підставі прийнятого рішення здійснюється безпосередньо регулювання параметрів ТП та алгоритм поновлюється, починаючи з блоку №2.

Отже, загалом результати проведених досліджень дозволяють стверджувати, що у межах цього розділу було встановлене та успішно вирішене завдання здійснення багатовимірної інтелектуальної ідентифікації (структурної та параметричної) для ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах РЗФ ГЗК на підставі застосування нейромережевої технології. Найбільш важливі результати дослідження за розділом зведені до наступного.

### **3.7. Висновки до третього розділу**

1. З використанням методу математичної індукції на підставі відомих одновимірних дискретних моделей отримано вдосконалений опис для випадку багатовимірних та багатозв'язних систем (на прикладі ТП збагачення залізної руди), який може бути представлений у розгорнутій формі математичного рівняння або у множинній та транспонованій векторно-матричній формі, що дозволяє формалізувати опис складних нелінійних технологічних об'єктів з метою їх подальшої ідентифікації.

2. На підставі відомих одновимірних нейромережевих авторегресійних модельних структур інтелектуальної ідентифікації типу NNARX, NNARXMAX, NNOE із застосуванням методу математичної індукції були отримані відповідні багатовимірні аналоги, які можна застосувати для ідентифікації складних багатозв'язних систем (зокрема, збагачення магнетитових кварцитів).

3. З метою уніфікації наукових підходів синтезу ІСК адаптовано існуючу методологію інтелектуальної нейромережевої ідентифікації для умов ТП збагачення, де висунуто вимоги щодо проведення пасивного експерименту для формування статистичної вибірки, обґрунтовано вибір модельних структур, обрано потенційно можливі методи навчання (параметризації), визначена процедура верифікації, шляхом комп'ютерного моделювання встановлено основні аналітичні параметри модельних структур:

- необхідна глибина регресії за методом коефіцієнтів Лівшица у 2-4 сигнали на вході та виході;
- кількість нейронів прихованого шару у 50% від обсягу сигналів на виході.

4. На підставі застосування методів комп'ютерного моделювання здійснене дослідження властивостей багатовимірних моделей типу NNARX, NNARXMAX, NNOE з різними базисами реалізації в

умовах ідентифікації ТП збагачення, що дозволило встановити наступне:

- застосування базису РБФ забезпечує найбільшу швидкість збігу параметризації (30-200 ітерацій) при порівняно найгірших показниках адекватності ( $MSE=0,8-1,9$  абс;  $NMSE = 1,9-2,13$  абс);
- використання базису НІРР забезпечуює середні показники швидкості збігу (170-570 ітерацій) та адекватності ( $MSE=0,78-1,2$  абс;  $NMSE=1,45-1,96$  абс);
- найкращу адекватність ( $MSE=0,72-1,1$  абс;  $NMSE=1,2-1,8$  абс) забезпечують моделі у базисі ПЗНМ, при цьому збіжність моделей найгірша (260-840 ітерацій);
- багатовимірні авторегресійні моделі типу NNARX, NNARX-MAX дозволяють робити адекватні прогнози у середньому на один крок, NNOE – на 3-4 кроки.

5. Зроблено тестове дослідження отриманих багатовимірних моделей на нелінійність із застосуванням принципів суперпозиції та гомогенності систем, яке підтвердило їх суттєво нелінійний характер, а також обґрунтований інтервал дискретизації в умовах технологічної лінії (секції) збагачення, що становить 30 хвилин на один відлік з урахуванням властивостей інерційності процесу та на підставі застосування методу постійних часу окремих локальних ТП збагачення.

6. Основним теоретичним результатом зазначених досліджень є вдосконалення математичної моделі ТП секції збагачення магнетитових кварцитів у дискретному вигляді, яка відрізняється тим, що цільову функцію сформовано на підставі нейромережевої багатовимірної ідентифікації, що надає властивості узагальнення (накопичення досвіду) та робастності (стійкості до зміни характеристик ТП у визначених межах).

7. Практичні результати дослідження інтелектуальних моделей ідентифікації, що у підсумку були систематизовані у вигляді уніфікованої методики, дозволили визначити сфери їх потенційного застосування для збагачувальної галузі на підставі статичних прогнозуючих моделей та динамічних структур для автоматизації керування секціями РЗФ.

## РОЗДІЛ 4

### СИНТЕЗ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ ЛОКАЛЬНИМИ ПРОЦЕСАМИ, СТАДІЯМИ ТА КОМПЛЕКСОМ ЗБАГАЧЕННЯ

#### 4.1. Вибір стратегії реалізації інтелектуального нейромережевого керування на різних рівнях ієрархії

Наявність трьох рівнів ієрархії згідно з визначеною концепцією інтелектуального керування секцією збагачувальної фабрики (рис. 2.18) обумовлює необхідність одночасного застосування одного та багатоканальних регуляторів. При цьому аналіз потенційно необхідних каналів керування (табл. 2.2) засвідчує, що для керування основними локальними ТП збагачення (подрібнення, класифікація, магнітна сепарація) доцільно застосувати стандартні схеми одноканальних регуляторів [160, 244, 277, 298-302].

У той же час узгоджене керування комплексом ТП збагачення на рівні визначених стадій або секцією у цілому є складним багатofакторним завданням, що призводить до необхідності застосування багатозв'язних регуляторів із оптимізаційними властивостями. На підставі вищезазначеного потенційні стратегії реалізації інтелектуального керування ТП збагачення магнетитових кварцитів у розрізі різних рівнів ієрархії зведено до табл. 4.1.

Для більшої конкретизації зазначених підходів у подальшому необхідно провести дослідження з метою зв'язування придатності застосування різних модифікацій та схем одноканальних регуляторів, методів параметризації (навчання) моделей, алгоритмів багатовимірної оптимізації в умовах технологічних процесів збагачення. Після синтезу відповідних інтелектуальних регуляторів необхідно дослідити їх динамічні властивості.

Таблиця 4.1

Відповідність обраних стратегій реалізації інтелектуального керування для різних рівнів ієрархії ТП збагачення

Рівень ієрархії	Об'єкт керування	Стратегії реалізації ІСК
1.	Локальні ТП збагачення (подрібнення, класифікація, магнітна сепарація тощо)	Застосування одноканальних регуляторів типу рис. 1.15-1.22
2.	Стадії збагачення	Інтелектуальне керування на підставі результатів оптимізації багатофакторної математичної моделі ТП із застосуванням процедури нейромережевої ідентифікації, класифікаційного керування та еволюційних алгоритмів
3.	Технологічна лінія (секція) РЗФ	

#### 4.2. Обґрунтування вибору загального принципу параметризації одноканальних нейромережевих систем інтелектуального керування

Як вже зазначалося у попередніх розділах, при вирішенні завдань керування переважно використовується контрольоване навчання (параметризація) нейромережевих структур (supervised learning [10]). Проаналізуємо два поширених різновиди контрольованого навчання:

- пряме контрольоване навчання;
- навчання, яке стимулюється.

Як було доведено у [60] за допомогою прямого навчання достатньо ефективно здійснюється ідентифікація динамічних об'єктів типу SISO та MIMO. Цей процес здійснюється як апроксимація невідомої функції, що описується набором даних, причому заздалегідь відомі вхідні сигнали й правильна реакція на них (тобто апріорно визначений тренувальний набір шаблонів).

З іншого боку зазначений спосіб параметризації дозволяє вирішувати лише коло завдань, обмежене визначенням статичних хара-

ктеристик системи та короткостроковим прогнозуванням. Це пов'язано із різким збільшенням накопиченої похибки, як в умовах однокрокових предикторів (наприклад, NNARX), так і при застосуванні короткострокових моделей типу NNOE (максимум 2-4 кроки).

Для стимулюючих методів параметризації (reinforcement learning [10]) нейромережевих структур наявність апріорних статистичних даних не є обов'язковою. Необхідні реакції системи виробляються ітераційно шляхом динамічного аналізу зовнішнього оточення та значень критерію (стимулу).

Загалом, можна зазначити, що система, що навчається лише за результатами своєї взаємодії із зовнішнім середовищем, є більше інтелектуальною, ніж така, що застосовує відповідну інформацію «вчителя». Тому навчання, яке стимулюється, є найбільш доцільним при застосуванні у складі адаптивних систем керування.

Попередні дослідження [244, 277] можливих способів реалізації стимулюючого навчання в умовах ТП збагачення (з безпосереднім стимулюванням та із затриманим стимулюванням) показали такі результати. У першому випадку оцінка роботи й відповідне їй настроювання параметрів ІСК проводиться на кожному кроці роботи системи навчання. При цьому точність відпрацювання уставок була найліпшою, а швидкодія повільною. У другому випадку, при затриманому стимулюванні настроювання мережі (розрахунок критерію на певній послідовності кроків) швидкодія роботи системи була максимальною, а точність дещо нижча, але знаходилася у межах допустимих значень.

Отже, у цілому слід зазначити, що стимулююче навчання необхідно застосовувати для динамічних нейромережевих структур.

#### 4.3. Дослідження одноканальних нейромережевих систем інтелектуального керування на прикладі процесу подрібнення

Розглянемо можливості реалізації інтелектуальних підходів для автоматизованого керування локальними технологічними процесами (ТП) збагачення руд чорних металів (магнетитових кварцитів) в умовах гірничозбагачувальних комбінатів (ГЗК) на прикладі найпростіших одноканальних систем.

Згідно з постановкою завдання (2.4) та існуючими каналами впливу (табл. 2.2) для керування ТП збагачення необхідно поетапно контролювати певну множину факторів (збурення, режимні па-

раметри, керуючі впливи). Зокрема: вміст корисного у вихідній руді (шихті); кількість та питома вага промислових різновидів у шихті; фізико-хімічні, мінералогічні відповідних різновидів (наприклад, щільність, подрібнюваність, збагачуваність, розміри вкраплення та агрегатів тощо); крупність (гранулометричний склад) шихти перед збагаченням та твердої частки проміжних продуктів всіх стадій; вхідна продуктивність секції по руді; переробка на кожній стадії збагачення; вміст твердого при подрібненні; густина пульпи у класифікаторі, гідроциклонах, зумпфах, дешламаторах, магнітних сепараторах; вміст, вихід та вилучення корисного у проміжних продуктах всіх стадій та результуючому концентраті; втрати корисного у хвостах всіх стадій та в цілому по секції.

Разом з цим, згідно з табл. 2.2 та робіт багатьох попередників одним з основних каналів керування є співвідношення «руда-вода» (Р:В). Цей канал присутній практично в усіх основних локальних ТП: подрібнення, класифікації, магнітної сепарації. Існування певної кількості математичних моделей для цього каналу (особливо для першої стадії ТП збагачення) створює передумови їх потенційного застосування у якості еталонних для перевірки адекватності ідентифікації та якості функціонування інтелектуальних регуляторів [28, 29, 31-33, 36-44, 54-56 та ін.].

На підставі рис. 2.5-2.12 розглянемо спрощену одноканальну схему ТП подрібнення як об'єкта керування за каналом «руда-вода». З технологічної точки зору подрібнення є дуже важливим ТП, який значно впливає на якісні та кількісні показники збагачення (зокрема, вихід готового класу, продуктивність секції, витрату енергоносіїв тощо). Доведемо можливість реалізації інтелектуального керування ТП збагачення магнетитових кварцитів на прикладі процесу подрібнення.

З метою отримання математичного виразу еталонної моделі придатної для застосування в ІСК розглянемо модифіковану схему кульового млина (рис. 4.1) та застосуємо підхід, запропонований авторами [28, 31].

На підставі зазначених досліджень, а також відповідно до моделі (рис. 2.5) із попереднього розділу шаровий млин за певних умов ведення технологічного процесу подрібнення може бути спрощено описаний такою множиною параметрів:

$$\left\{ \bar{\alpha}, d_0, \bar{C}, Q_0, \bar{Q}, \bar{d}, \bar{P}_m, \gamma_n, \gamma_{nex}, V_{p.o}, Q_p, W(W_m), \gamma_p, \omega, \varphi, \right. \\ \left. P_{zk(-0,074)}, P_{zk(-0,05)} \right\}, (4.1)$$

де  $\bar{\alpha} = \{\alpha_i\}$ ,  $i = 1 \dots N_r$  – вміст корисного у вихідній руді (шихті);  $N_r$  – кількість промислових різновидів у шихті;  $d_0$  – усереднена крупність твердого (руди або шихти на 1-й стадії, твердої фази промпродукта на наступних стадіях) перед завантаженням до млина;  $Q_0$  – об'ємна витрата пульпи через барабан млина;  $\bar{C} = \{C_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – циркуляційне навантаження за стадіями;  $N_s$  – кількість стадій збагачення;  $\bar{Q} = \{Q_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – переробка на кожній стадії збагачення;  $\bar{d} = \{d_j\}$  – усереднена крупність продукту після кожної ( $j$ -ї) стадії збагачення;  $\bar{P}_m = \{P_{m_j}\}$  – вміст твердого при подрібненні;  $\gamma_n$  – щільність пульпи на виході ТП подрібнення;  $\gamma_{nex}$  – щільність пульпи на вході ТП подрібнення;  $V_{p.o}$  – об'єм робочого простору млина;  $Q_p$  – витрата руди при завантаженні млина;  $W$  – об'ємна витрата води;  $W_m$  – масова витрата води;  $\gamma_p$  – щільність руди;  $\omega$  – кутова швидкість обертання барабану млина;  $\varphi$  – кульове завантаження млина;  $P_{zk(-0,074)}$ ,  $P_{zk(-0,05)}$  – продуктивність млина за готовими класами (-0,074мм та -0,05мм відповідно).

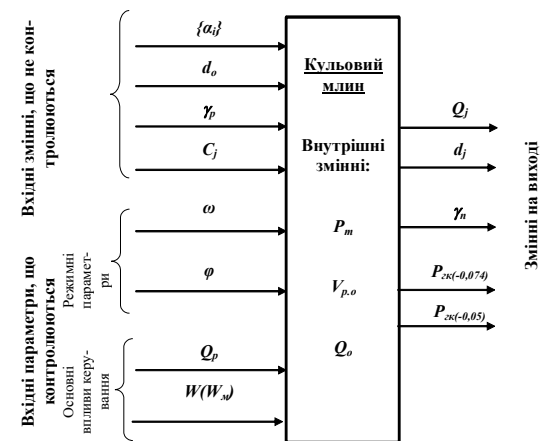


Рис. 4.1. Кульовий млин як об'єкт керування за каналом «руда-вода»

Динаміка ТП подрібнення за каналом витрати руди (або води) на вході та зміни щільності пульпи на виході  $Q_p(W) \rightarrow \gamma_n(t)$  може бути описана за допомогою ідеального рівняння змішання [28, 31]:

$$\frac{d\gamma_n}{dt} = \frac{Q_0}{V_{p.o}} (\gamma_{nex} - \gamma_n), \quad (4.2)$$

де  $t$  – змінна часу;

$$\gamma_{nex} = \frac{\gamma_p (Q_p + W_M)}{W \cdot \gamma_p + Q_p}. \quad (4.3)$$

Враховуючи, що

$$Q_0 = \frac{Q_p}{\gamma_p} + W$$

на підставі (4.2) та (4.3) та отримуємо:

$$T \frac{d\gamma_n}{dt} + \gamma_n = k(Q_p - W_M) \quad (4.4)$$

$$\text{де } T = \frac{\gamma_p V_{p.o}}{Q_p + W \cdot \gamma_p}, \quad k = \frac{\gamma_p}{W \cdot \gamma_p + Q_p}.$$

Рівняння (4.4) є нелінійним диференціальним типовим рівнянням аперіодичної ланки першого порядку, яке задовільно описує динаміку процесів змішання у млині. У випадку постійності об'ємної витрати пульпи це рівняння стає лінійним. Тобто

$$Q_p + W \cdot \gamma_p = const. \quad (4.5)$$

Багатьма попередніми дослідженнями доведено [15, 28, 31-33], що динаміка ТП подрібнення по каналу зміни витрати руди (або води) на вході та зміна щільності пульпи на виході  $Q_p(W) \rightarrow \gamma_n$  достатньо адекватно описується рівняннями типу (4.4)-(4.5). Отже, в подальшому реалізацію та верифікацію наведених одноканальних схем керування з нейроемулаторами та нейроконтролерами можливо проводити на підставі еталонних моделей (4.4)-(4.5).

У якості апроксимації математичної (еталонної) моделі процесу подрібнення залізної руди в кульовому млині як об'єкта дослідження будемо розглядати одноканальну систему дискретного типу. На підставі (3.1) така система стандартно задається  $N$  - парами сигналів

типу «вхід-вихід» з певним інтервалом дискретизації за допомогою множини типу

$$Z^T = \{u(k), y(k)\}, \quad k = \overline{1, T},$$

$Z$  – позначення дискретного типу системи;  $u(k)$  – вектор сигналів керування на вході;  $y(k)$  – вектор сигналів на виході системи;  $T$  – максимальна кількість дискретних відліків (тактів) спостереження у дискретному часі.

Для умов такої системи в роботах автора [244, 277] аналізувалися схеми нейрокерування, засновані на підходах: послідовного та паралельного керування, самонастроювання, а також керування з емулятором (еталонною моделлю) і контролером (рис. 1.20). При цьому саме останній підхід показав значно кращі результати.

**4.3.1. Послідовні схеми інтелектуального керування.** Згідно з [9, 24] переважна більшість сучасних систем автоматичного регулювання (САР) для нейронного керування до теперішнього часу була заснована на застосуванні послідовних схем керування (рис. 1.15-1.16). Для практичної реалізації такого підходу в умовах ТП збагачення магнетитових кварцитів на підставі результатів досліджень [244, 277] було обрано схеми, що показані на рис. 4.2. Нейронна мережа безпосередньо навчається відображенню бажаних (опорних) сигналів у керуючі впливи, що необхідні для отримання таких сигналів. Модель нейромережі навчається автономно на інверсній моделі ОК. По закінченню навчання вона налаштовується для безпосереднього керування об'єктом.

Згідно з (3.2), така система може бути представлена нелінійним рівнянням типу

$$\hat{y}(k+1) = NN(y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-l_2)),$$

де  $\hat{y}$  – вектор сигналів на виході ідентифікаційної моделі;  $NN(\cdot)$  – результуюче перетворення „вхід-вихід”, що виконується нейромережею;  $l_1$  – глибина затримки зворотного зв'язку на виході моделі;  $l_2$  – глибина затримки на вході (причому  $l_1 \geq l_2$ ).

Тоді інверсна (зворотна) модель нейроконтролеру на підставі [244, 294] буде мати такий вигляд

$$\hat{u}(k) = NC(y(k+1), y(k), \dots, y(k-l_1+1), u(k-1), \dots, u(k-l_2)), \quad (4.6)$$

де  $NC(\cdot) = NN^{-1}(\cdot)$  – функція, що реалізує зворотне нейромережеве перетворення.

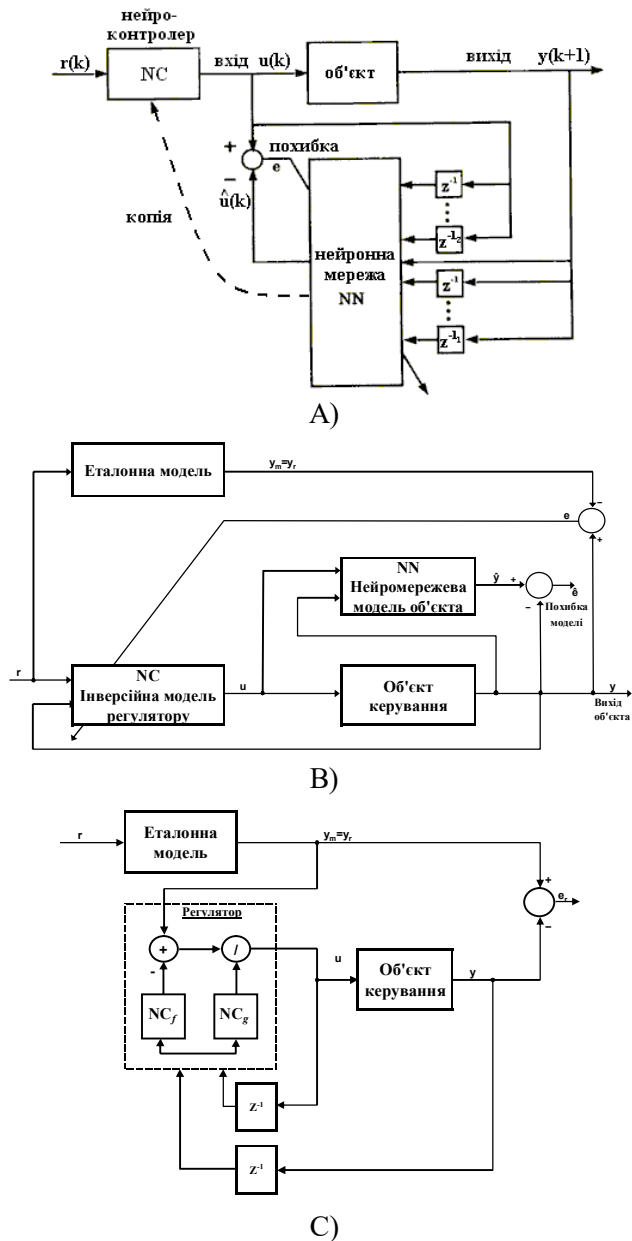


Рис. 4.2. Схеми реалізації послідовних систем нейрокерування

На рис. 4.2 наведено такі різновиди:  
 А – узагальнене навчання (режим off-line) [24];  
 В – спеціалізоване навчання в режимі реального часу (on-line) [9];  
 С – модель з відокремленою складовою керування (типу NARMA-L2[160]).

Структурна схема такої моделі для системи першого порядку представлена на рис. 4.2(А). Системи такого типу як й ідентифікаційні моделі (3.2)-(3.4), а також інверсний нейроконтролер типу (4.6) можуть навчатися безпосередньо на множині статистичних даних, отриманих на основі активного чи пасивного експерименту, імітаційного моделювання, або шляхом чисельного вирішення (інтегрування) еталонної моделі (4.5). У процесі подальшого моделювання буде застосовано саме останній спосіб.

Для навчання (параметризації) даної інверсної динамічної моделі скористаємося методом узагальненого навчання в режимі “off-line”. Найбільш простий спосіб побудови інверсної нейромережевої моделі динамічної системи - це використання процедури інтелектуальної ідентифікації, яку було розглянуто в попередньому розділі. При цьому, на відміну від процедури ідентифікації, при навчанні нейромережі (контролера) замість виразу (3.17) мінімізується критерій у формі

$$J(\theta, Z^T) = \frac{1}{2M} \sum_{k=1}^M (u(k) - \hat{u}(k | \theta))^2, \quad (4.7)$$

де  $\theta$  - вектор параметрів системи, які підлягають налаштуванню (вагові коефіцієнти синапсів).

Подальший процес налаштування коефіцієнтів НМ повністю аналогічний методиці, викладеній у розділі 3 і роботах [24, 52]. При цьому необхідно відзначити, що основною перевагою даного методу узагальненого навчання є простота реалізації та практична незалежність від моделі реальної динамічної системи (ТП), тобто нейромережний регулятор будується безпосередньо на основі експериментальних даних.

У випадку, якщо часова затримка (запізнювання) перевищує одиничне значення, як в (3.2)-(3.4), (4.6), то система буде описуватися рівнянням виду

$$\hat{y}(k+d) = NN(y(k+d-1), \dots, y(k+d-l_1), u(k), \dots, u(k-l_2)), \quad (4.8)$$

де  $d$  – кількість тактів запізнення в часі.

Нейромережевий регулятор у цьому випадку являє собою наступну інверсну модель системи

$$\hat{u}(k) = NC \left( \begin{array}{l} y(k+d), y(k+d-1), \dots, y(k), \dots \\ y(k+d-l_1), u(k), \dots, u(k-l_2) \end{array} \right). \quad (4.9)$$

За аналогією  $y(k+d)$  заміняється на бажане значення виходу системи в момент часу  $(k+d)$ . Таким чином, значення  $\{y(k+1), \dots, y(k+d-1)\}$  необхідно до визначити і підставити в рівняння (4.9). Таке до визначення значень виходів системи може бути здійснене з використанням прогнозуючої моделі (наприклад, звичайного нейромережевого предиктору типу [272]).

Альтернативним способом є безпосереднє включення прогнозуючої моделі в нейромережевий регулятор за наступним принципом. Припустимо, що запізнювання  $d=2$ . Тоді необхідно додатково визначити лише одне значення  $y(k+1)$

$$y(k+1) = \hat{y}(k+1) = NC \left( \begin{array}{l} y(k), \dots, y(k+1-l_1), u(k-1), \dots \\ u(k-l_2-1) \end{array} \right), \quad (4.10)$$

де  $\hat{y}(\cdot)$  – апроксимуюча предикторна модель типу NNARX, NNARXMAX, NNOE (3.2)-(3.4).

Тоді робоча інверсна модель системи утворюється шляхом об'єднання (4.9) і (4.10)

$$\hat{u}(k) = NC \left( \begin{array}{l} y(k+2), y(k), \dots, y(k+2-l_1), y(k+1-l_1), \\ u(k-1), \dots, u(k-l_2-1) \end{array} \right). \quad (4.11)$$

Аналогічним способом можна одержати інверсний нейромережевий регулятор для випадку  $d>2$ . У роботі [294] представлені окремі результати тестування інверсної нейромережевої моделі типу (4.8).

У реальних умовах основним завданням регулювання, як правило, є максимальне наближення виходу об'єкта до бажаного значення, обумовленого уставкою, тому більш природно виглядає критерій типу

$$J(\theta, Z^N) = \frac{1}{2M} \sum_{k=1}^M (r(k) - y(k))^2, \quad (4.12)$$

де  $r(k)$  – значення сигналу уставки.

Використання критерію (4.12) для узагальненого методу навчання в явному вигляді не представляється можливим, тому що вихід системи  $y(k)$  безпосередньо залежить від вихідного сигналу інверсної моделі  $u(k-1)$ . На практиці застосовуються різні модифікації цього критерію (наприклад, рекурентні [9]), що дозволяють використовувати алгоритми навчання інверсної нейромережевої моделі в режимі реального часу.

Відповідно до попередніх досліджень [244, 277], найбільший інтерес тут представляє схема, заснована на використанні еталонної моделі. У випадку, якщо заздалегідь відома траєкторія певної (еталонної) характеристики об'єкта керування  $y_r(k)$ , у якості критерію навчання нейромережевої моделі може бути використана помилка типу

$$e(k) = y_r(k) - y(k). \quad (4.13)$$

Отже, регулятор настроюється на задану траєкторію, тобто маємо класичне завдання спостереження. У найпростішому випадку це може бути підтримка заданого вихідного значення (або інтервалу зміни) деякого показника якості або режимного параметра. Наприклад, для ТП збагачення це може бути: вміст корисного компонента в промпродукті або хвостах, продуктивність у розвантаженні стадії, вихід та витяг корисного й т.д.

Даний підхід є деяким аналогом адаптивним системам керування на підставі еталонної моделі [9, 24, 27, 82, 115, 116 та ін.]. Схема алгоритму побудови нейромережевого регулятора на основі еталонної моделі з навчанням у режимі реального часу (спеціалізоване навчання) представлена на рис. 4.2.

Для спеціалізованого навчання даної схеми будемо використовувати різновид градієнтного методу в такий спосіб [9, 294]. Припустимо, що вагові коефіцієнти нейромережевої моделі в момент дискретного часу  $k$  настроюються відповідно до виразу

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) - \mu \frac{de^2(k)}{d\theta}, \quad (4.14)$$



де  $\mu$  – крок алгоритму,  $e(k)=r(k)-y(k)=y_r(k)-y(k)$  на підставі (4.13) та

$$\frac{de^2(k)}{d\theta} = -\frac{dy(k)}{d\theta} e(k). \quad (4.15)$$

Гradient обчислюється за формулою

$$\begin{aligned} \frac{dy(k)}{d\theta} &= \frac{\partial y(k)}{\partial u(k-1)} \frac{du(k-1)}{d\theta} = \\ &= \frac{\partial y(k)}{\partial u(k-1)} \left[ \frac{\partial u(k-1)}{\partial \theta} + \sum_{i=1}^M \frac{\partial u(k-1)}{\partial y(k-i)} \frac{dy(k-i)}{d\theta} + \sum_{i=1}^M \frac{\partial u(k-1)}{\partial u(k-i)} \frac{du(k-i)}{d\theta} \right]. \end{aligned} \quad (4.16)$$

До рівняння (4.16) входить якобіан переходу  $\partial y(k)/\partial u(k-1)$ , який визначається з використанням прогнозуючої моделі системи

$$\frac{\partial y(k)}{\partial u(k-1)} \approx \frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial u(k-1)}. \quad (4.17)$$

Результати тестування схеми керування з еталонною моделлю, нейроконтролером і нейроемулятором, що навчаються в режимі реального часу (on-line) наведено на рис. 4.10.

Для зменшення обсягу обчислень та підвищення швидкості збіжності попереднього методу можливо також застосувати наближену модель регулятора із відокремленою складовою керування (рис. 4.2С), що має назву NARMA-L2 [154, 155, 160].

Математична модель такого регулятора має вигляд

$$\begin{aligned} y(k+d) &= NC_f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1+1), u(k-1), \dots, u(k-l_2+1)] + \\ &+ NC_g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1+1), u(k-1), \dots, u(k-l_2+1)]u(k) \end{aligned} \quad (4.18)$$

Перевага форми типу (4.18) в тому, що поточне керування можливо безпосередньо розрахувати, якщо відоме необхідне значення уставки (бажаної траєкторії)  $y_r$ , передісторія керування  $\{u(k-1), \dots, u(k-l_2+1)\}$ , а також попередні та поточні значення сигналів на виході  $y(k), \dots, y(k-l_1+1)$ . Тоді на підставі (4.18) отримуємо

$$u(k) = \frac{y_r(k+d) - NC_f[y(k), \dots, y(k-l_1+1), u(k-1), \dots, u(k-l_2+1)]}{NC_g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1+1), u(k-1), \dots, u(k-l_2+1)]}. \quad (4.19)$$

Безпосереднє застосування співвідношення типу (4.19) для реалізації інтелектуального регулятора доволі ускладнене тому, що керування  $u(k)$  залежить від поточного значення виходу  $y(k)$ . Тому вираз (4.19) модифікується у такий спосіб

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - NC_f[y(k), \dots, y(k-l_1+1), u(k-1), \dots, u(k-l_2+1)]}{NC_g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1+1), u(k-1), \dots, u(k-l_2+1)]}. \quad (4.20)$$

При цьому параметр прогнозування за аналогією із виразом (4.11) повинен задовольнити умові  $d \geq 2$ .

Як показано на рис. 4.2(С), для реалізації регулятора подібного типу застосовуються дві нейромережі для апроксимації відповідних частин рівняння (4.20). Комп'ютерне моделювання підходу із відокремленим вектором керування наведено на рис. 4.10(А).

Незважаючи на значно більшу складність реалізації та більш повільну швидкість збіжності порівнянні зі схемами узагальненого навчання on-line – системи мають переваги, які пов'язані із перспективами їх застосування в умовах нестаціонарних систем, зокрема ТП збагачення.

**4.3.2. Паралельна схема керування з ПІД-нейроконтролером.** Нейромережа використовується для компенсації керуючого впливу, що задається звичайним контролером. Компенсація здійснюється таким чином, щоб сигнал на виході об'єкта керування підтримувався якомога ближче до бажаного (рис. 4.3). В якості стандартного регулятора (тобто тимчасового контролера), який здійснює навчання нейромережі (майбутнього регулятора) було обрано звичайний ПІД-регулятор.

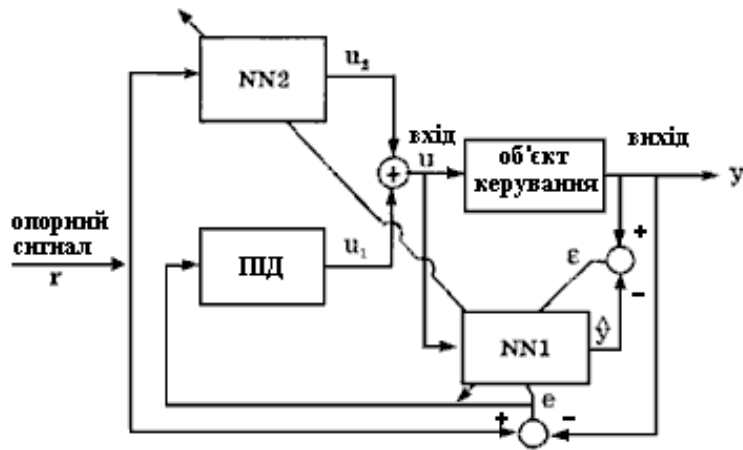


Рис. 4.3. Паралельна схема керування (система керування з ПД-нейроконтролером)

На схемі (рис. 4.3) блок  $NN1$  являє собою нейронну мережу для емуляції об'єкту керування, що задається та навчається із застосуванням еталонної моделі (4.4). Ця мережа відтворює оцінку  $\hat{y}$  вихідної координати об'єкту керування  $y$ . Вплив керування  $u_2$  являє собою сигнал на виході нейронної мережі  $NN2$  та використовується для корекції сигналу керування  $u_1$ , який генерується звичайним ПД-контролером. При цьому корекція виконується таким чином, щоб забезпечити мінімізацію неузгодженості між опорним сигналом та виходом об'єкту керування. Отже, блок мережа  $NN1$  застосовується для емуляції якобіану системи, необхідного для отримання еквівалентної похибки на виході блоку  $NN2$ .

Параметризація мережі  $NN2$  здійснюється за методом спеціалізованого навчання (4.14)-(4.17) на підставі мінімізації критерію типу (4.12), який в цьому випадку буде визначати неузгодженість між опорним сигналом  $r$  та фактичним сигналом на виході об'єкта керування  $y$ . При цьому враховується, що результуючий вплив керування  $u$  на об'єкт керування визначається як

$$u = u_1 + u_2. \quad (4.21)$$

На рис. 4.10(г) надано результати комп'ютерного моделювання паралельної схеми одноканальної САК ТП подрібнення. Слід зазначити, що при застосуванні такого підходу залишаються в силі типові недоліки, що властиві стандартним ПД-регуляторам (необхідність постійного перенастроювання коефіцієнтів регулятора, ймовірність коливальних явищ тощо) [10, 24, 27, 115 та ін.].

**4.3.3. Паралельні схеми нейромережових контролерів із самоналаштуванням коефіцієнтів.** Складність існуючих стандартних методик настроювання коефіцієнтів достатньо поширених в одноканальних САК ПД-регуляторів призвела до появи альтернативних підходів, що засновані на застосуванні комбінованих нейро-ПД – регуляторів із можливістю самоналаштування параметрів [10, 24].

Реалізація паралельної схеми керування із самоналаштуванням також здійснювалася на підставі стандартного ПД-нейроконтролера. Схема (рис. 4.4) включає три нейромережі:  $NN_1$  – виконує функцію апроксимації пропорційної ланки ПД-контролера (дія, що пов'язана з поточною похибкою або фільтрацією);  $NN_2$  – інтегрування (згладжування, обумовлено передісторією похибки);  $NN_3$  – диференціювання (прогнозування поведінки похибки в майбутньому).

Згідно з [24] такий ПД-контролер в дискретному часі представляється наступним рівнянням:

$$u(k+1) = u(k) + K_p(e(k+1) - e(k)) + K_i e(k+1) + K_d(e(k+1) - 2e(k) + e(k-1)), \quad (4.22)$$

де  $K_p, K_i, K_d$  - ПД-коефіцієнти;  $e(k)$  – похибка керування.

На підставі рівняння (4.22) здійснюється навчання нейромереж  $NN_1 - NN_3$  таким чином, щоб мінімізувати функцію вартості

$$E = \frac{1}{2} e^2(k+1).$$

Отже, після параметризації означених нейромереж у системі можливо спрощене визначення коефіцієнтів ПД-регулятора в будь-який момент часу, що дозволяє уникнути застосування додаткового алгоритмічного забезпечення або втручання оператора.

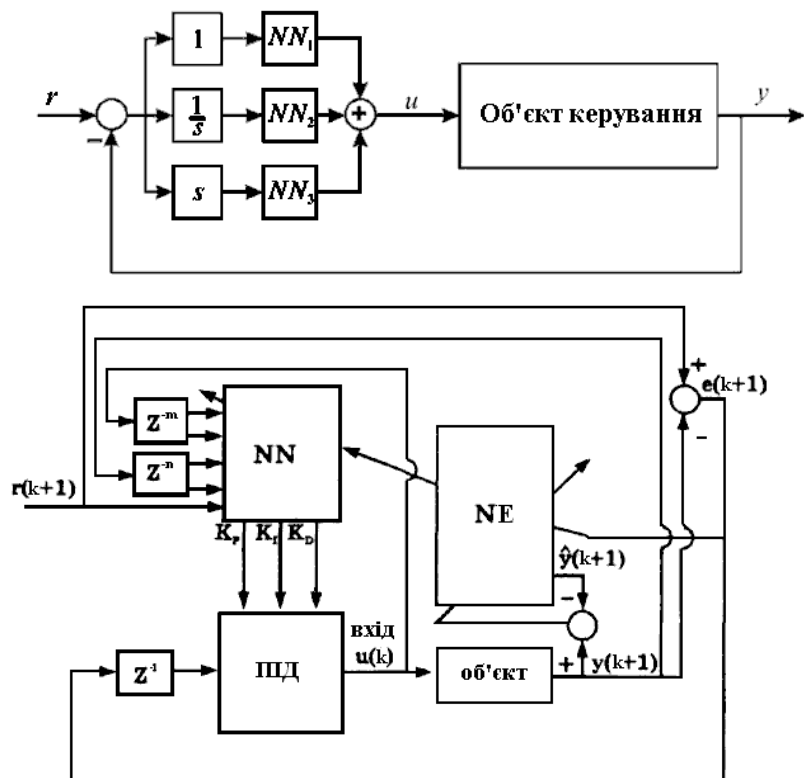


Рис. 4.4. Схеми керування з самоналаштуванням (система керування з комбінованим ПІД-нейроконтролером, де  $NN$  – позначення групи з трьох неймереж  $NN_1$ - $NN_3$ ;  $NE$  – нейроемулятор системи)

Неймережева ідентифікація налаштовує параметри керування, що задають роботу звичайного ПІД-контролера, таким чином, що сигнал на виході об'єкта керування підтримується якомога ближче до бажаного. Тобто може бути застосована методика спеціалізованого навчання, що розглянута вище (4.14)-(4.17). При цьому нейроемулятор ( $NE$ ), як і в попередніх схемах, застосовується для обчислення якобіану системи на підставі виразу (4.17).

На рис. 4.10(б) надано результати комп'ютерного моделювання паралельної схеми на підставі комбінованого ПІД-регулятора із самоналаштуванням коефіцієнтів для одноканальної САК ТП подрібнення. При цьому помітно, що у порівнянні зі схемою (рис. 4.3) підхід із використанням неймережевого настроювання коефіцієнтів ПІД-регулятора продемонстрував кращу якість керування за рахунок меншої похибки.

**4.3.4. Система керування з емулятором і контролером.** Під час попередніх досліджень [244, 277] для схем типу рис. 4.15-4.16 нейроемулятори застосовувалися для наближеного обчислення якобіану одноканальних об'єктів типу SISO на підставі (4.17).

Слід вказати на те, що крім вищезазначеного, заслуговує на увагу та вимагає подібного дослідження альтернативний підхід, де процес навчання нейроемулятора здійснювався на підставі даних еталонної моделі типу (4.4)-(4.5). Параметризація нейроконтролера відбувається за нейроемулятором, який замінює (імітує) об'єкт керування. За такою схемою ідентифікація нейроемулятора та параметризація нейроконтролера проводиться ітераційним шляхом при затримці певної кількості сигналів на вході та виході схеми. Процес припиняється за умови досягнення необхідної точності [9, 24].

Типова схема керування з емулятором і контролером (або зворотного розповсюдження в часі [24]) включає дві неймережі, де одна працює як математична (еталонна) модель об'єкту керування (ОК), а інша як контролер. Нейроконтролер (NC) навчається на інверсній моделі ОК, а нейроемулятор (NN) – на звичайній моделі ОК. Нейроконтролер може навчатися безпосередньо на основі зворотного розповсюдження похибки крізь нейроемулятор або на підставі еталонної моделі (при умові її адекватності та достатньої точності).

Ця методологія також достатньо відома [24] як схема зворотного розповсюдження в часі (рис. 4.5). Включає дві неймережі, де одна працює як математична (еталонна) модель об'єкту керування (ТП), а інша як контролер.

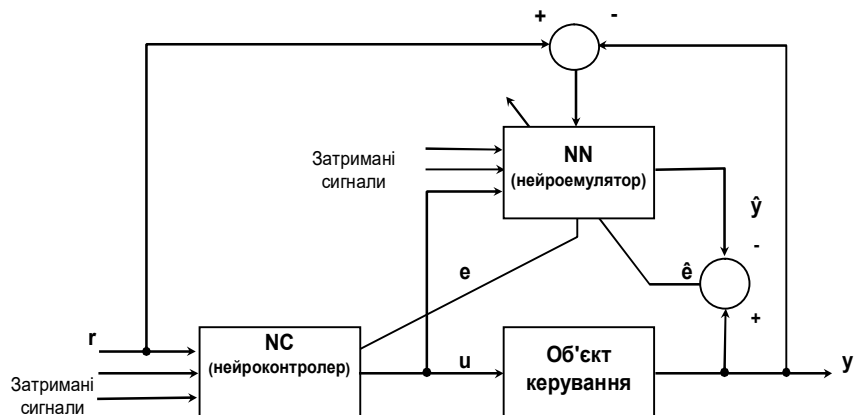


Рис. 4.5. Схема нейронного керування з емулятором і контролером або зворотне розповсюдження в часі

Нейроконтролер (NC) навчається на інверсній моделі ОК, а нейроемулятор (NN) – на звичайній моделі ОК. Нейроконтролер може навчатися безпосередньо на основі зворотного розповсюдження похибки крізь нейроемулятор.

Результати комп'ютерного моделювання за означеним принципом наведено у роботах [244, 277].

**4.3.5. Екстремальне інтелектуальне керування.** При навчанні максимізується деяка міра корисності в часі  $J(y)$ , яка визначається поточним станом системи (рис. 4.6) [10, 160].

$$u(k) \Rightarrow J(y(k)) \rightarrow \text{extr}.$$

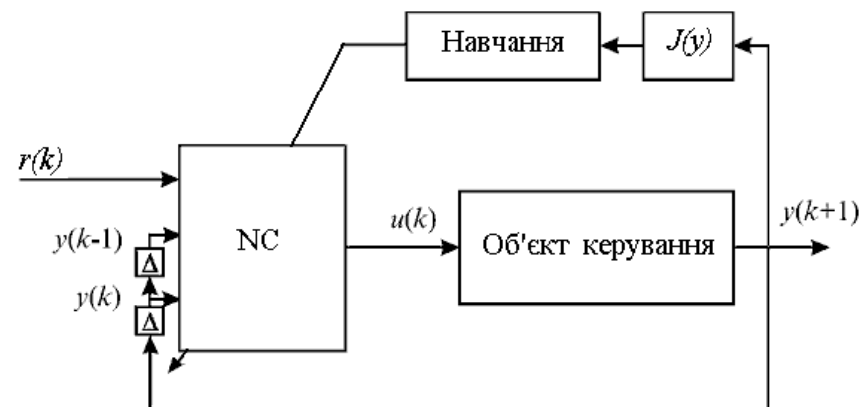


Рис. 4.6. Приклад схеми керування з функціоналом корисності (екстремальне керування)

Реалізація екстремальної схеми керування здійснювалась на підставі моделі об'єкту дослідження у вигляді нейромережі, яка навчається таким чином, щоб передбачити майбутні реакції процесу на випадкові сигнали керування. Алгоритм оптимізації визначає сигнали керування, які мінімізують різницю між бажаними та дійсними змінами сигналу на виході моделі. В якості критерію, за яким буде здійснюватися оптимізація схеми керування з самонастроюванням, застосуємо такий вираз:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} (y_r(k+j) - y_m(t+j))^2 + \rho \sum_{j=1}^{N_u} (u'(k+j-1) - u'(k+j-2))^2 \quad (4.23)$$

де  $N_1$ ,  $N_2$ ,  $N_u$  – константи, що задають межі для обчислення похибки спостереження та потужності сигналу керування;  $u'$  – змінна, що відбиває пробний сигнал керування;  $y_r$ ,  $y_m$  – бажана та дійсна реакція моделі керування ТП;  $\rho$  - величина, що показує внесок потужності керування до критерію якості [9, 160, 244].

Можливі також інші підходи для визначення функціонала корисності на підставі застосування штрафних функцій [288].

Результати комп'ютерного моделювання одноканальної системи інтелектуального керування ТП подрібнення залізної руди наведено у роботах [244, 277]. При цьому слід зазначити, що оптимізація моделі на підставі критерію типу (4.23) здійснюється на кожному кроці роботи системи, тому практична реалізація такої схеми вимагає потужних обчислювальних ресурсів.

#### 4.3.6. Система інтелектуального керування із застосуванням фільтрів, прямих та інверсних моделей.

Для реалізації способу, що застосовує непряме вимірювання адитивних збурень був застосований модифікований підхід зосередженого контролера [170], де у якості фільтру для відновлення вихідного сигналу застосована додаткова нейрона мережа (рис. 4.7).

При цьому нейронна мережа (NF) використовується в якості фільтру, на вхід якого поступають два дискретних сигнали:  $r^* = r - e_y = r - (y_p - \hat{y}) = r - (y + d - \hat{y}) \approx r - d$  – реакція системи при відомій уставці  $r$  та за винятком збурень  $d$  (тобто непряме вимірювання похибки на виході  $e_y$ );  $\hat{y}$  – значення виходу нейроемулятора. Такий фільтр навчається за критерієм

$$J(\theta, Z^N) = \frac{1}{2M} \sum_{k=1}^M (\hat{y}(k) - y_r(k))^2, \quad (4.24)$$

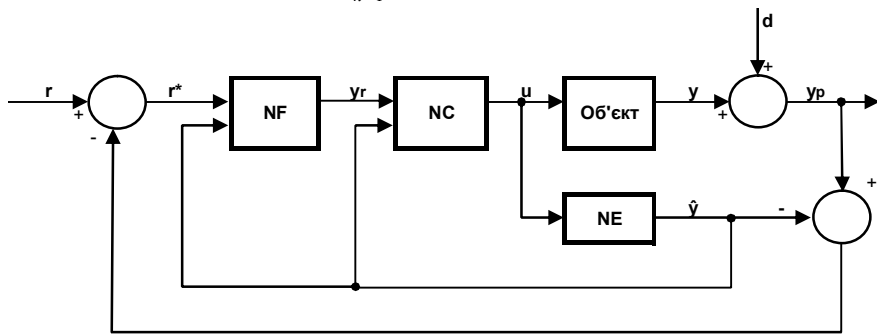


Рис. 4.7. Схема реалізації інтелектуального керування із застосуванням фільтрів, прямих та інверсних моделей

Нейромережа NC – виконує функцію стандартного нейронного контролера з інверсною динамікою подібного (4.6). Параметризація

регулятора здійснюється аналогічно (4.13)-(4.16) на підставі затриманих сигналів  $y_r, \hat{y}$ .

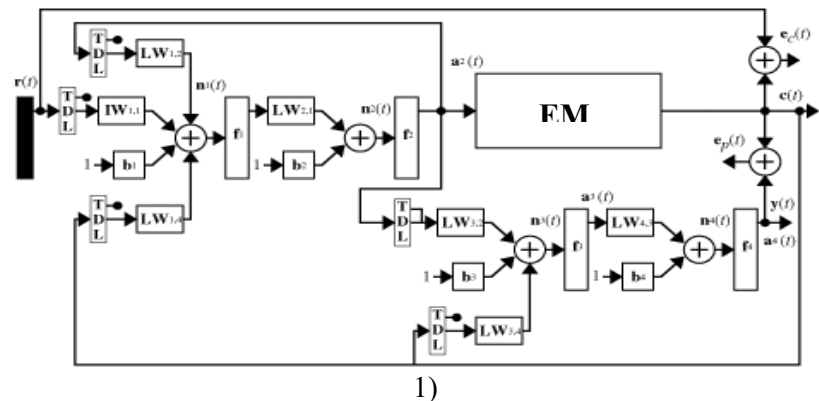
Нейроемулятор NE генерує вихідний сигнал  $\hat{y}$  схожий на значення виходу об'єкту керування  $y$ , який потім порівнюється із зашумленим  $y_r$ . Отже, в результаті непрямим способом у системі визначається значення адитивної похибки  $d$ .

#### 4.3.7. Комп'ютерне моделювання одноканальних схем нейрокерування.

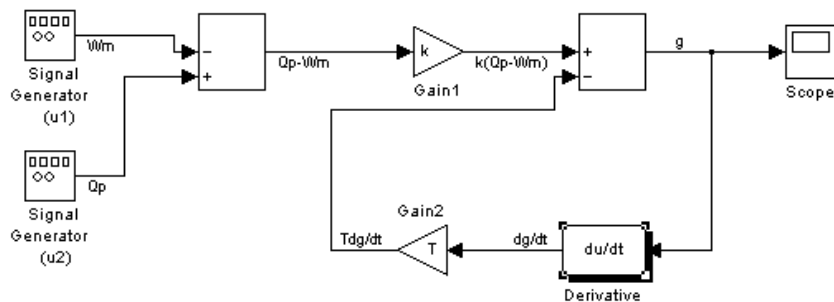
Здійснимо імітаційне комп'ютерне моделювання перелічених моделей та проаналізуємо можливість їх застосування для керування ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах рудозбагачувальної фабрики ГЗК згідно з вихідними даними (4.1). Для отримання вибіркової статистики з метою параметризації (навчання) схем (рис. 4.14-4.19) будемо розглядати еталонну одноканальну систему керування процесом подрібнення залізної руди в кульовому млині (4.3).

Контролери та емулятори реалізовано за допомогою нейромереж рекурентного типу. Зворотні зв'язки реалізовано з використанням затриманих сигналів зі входу чи виходу системи. У якості базисів нейромереж було застосовано: багатошарові перцептронні, радіально-базисні та повнозв'язні моделі (зокрема, аналоги NNARX або NARMA [244, 277]).

У роботі було проведено комп'ютерне моделювання отриманої системи в середовищі MATLAB7. При цьому результати дослідження спостерігалися за каналом співвідношення «руда-вода». Змінна спостереження – щільність пульпи ( $\gamma_n$ ). У якості керуючої дії змінювалися витрати руди (або води) 1-ої стадії ( $Q_p$  або  $W$ ). У процесі моделювання було застосовано еталонну модель типу (4.3).



1)



2)

Рис. 4.8. Структура інтелектуальної системи керування в MATLAB з нейроконтролером, нейроемулятором та еталонною моделлю:

- 1 – загальна схема системи;
- 2 – схема реалізації (інтегрування) рівняння еталонної моделі (ЕМ) типу (4.4) у середовищі Simulink.

Для параметризації систем, побудови нейроемуляторів, вирішення завдання ідентифікації або верифікації всіх розглянутих вище одноканальних систем (рис. 4.2-4.8) було попередньо підготовлено три незалежних статистичних вибірки відповідних технологічних показників. З метою більш якісної перевірки збіжності результатів моделювання вихідні дані зазначених вибірок було отримано такими шляхами:

- 1) інтегруванням математичної (еталонної) моделі типу (4.3);

- 2) використанням методів пасивного експерименту (збір статистики безпосередньо на технологічному об'єкті);
- 3) застосуванням імітаційного моделювання із застосуванням штучних розподілів випадкових величин близьких до реальних (за методикою [218, 219]).

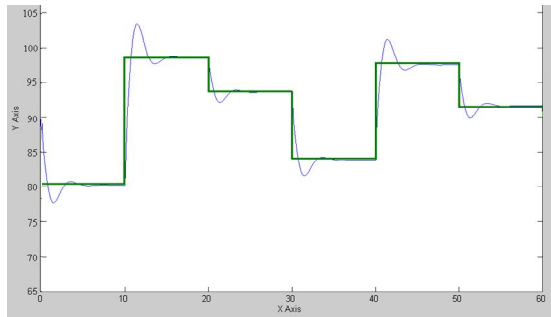
У результаті комп'ютерного моделювання всі зазначені способи параметризації систем показали схожі якісні результати [244, 277, 294].

На рис. 4.9 представлені окремі результати тестування інверсної нейромережевої моделі типу (4.7), побудованої на основі даних ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах РЗФ Південного ГЗК (м. Кривий Ріг). Як модельна структура (базис) була обрана багатоваріантова мережа прямого розповсюдження (модель NNOE). Кількість вхідних нейронів (сигналів на вході) - 21, вихідних - 8 (сигналів на виході). Навчання проводилося з використанням методу Левенберга-Марквардта. Навчена інверсна нейромережева модель була використана як регулятор.

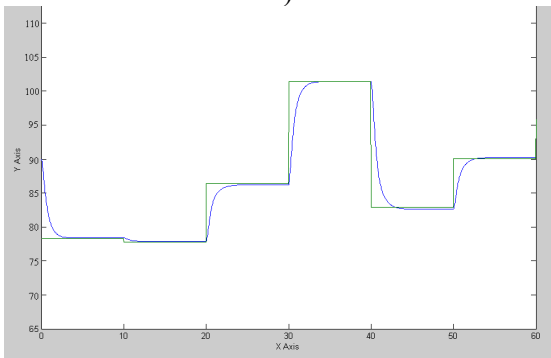
Як видно з рис. 4.9(а), при використанні узагальненого методу навчання інверсної нейронної моделі з використанням критерію (4.6) вихід нейромережі достатньо швидко наближається до заданої послідовності керуючих впливів. Недоліком є наявність первинного перерегулювання на рівні приблизно 20%.

Результати тестування схеми керування з еталонною моделлю, нейроконтролером і нейроемулятором наведені на рис. 4.9(б). Як об'єкт дослідження використовувалася система спостереження та керування ТП збагачення магнетитових кварцитів. Спостереження проводилося за каналом руда/вода. У якості уставки подавався сигнал бажаного значення подачі (витрати) води на класифікацію (гідроциклон) 3-ї стадії ( $B_{k3}$ ,  $m^3/ч$ ).

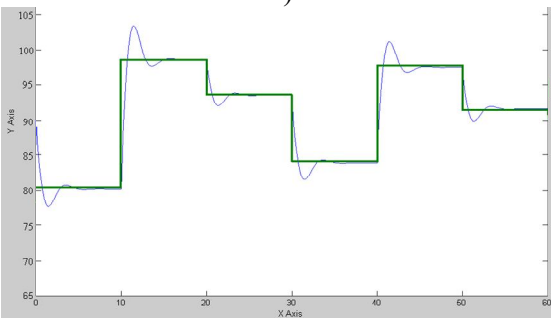
Тестування схеми із одночасним застосуванням прямої та інверсної моделі та фільтру (рис. 4.7), що наведено на рис. 4.9(в), показує схожі результати із звичайною інверсною моделлю. Разом з тим цей підхід демонструє помітно кращі результати при наявності збурень, що достатньо просто пояснюється ідеєю застосування схеми (непряме вимірювання збурень [9]).



а)



б)



в)

Рис. 4.9. Результати комп'ютерного моделювання роботи одноканальних нейромережових систем керування (узагальнене off-line навчання) у середовищі MATLAB (вхідний сигнал тестування і відповідна реакція системи, осі: X - дискретний час, Y - сигнали уставки й виходу)

На рис. 4.9 наведено такі випадки:

- а) проста послідовна інверсна схема керування;
- б) схема на основі застосування нейронних емулятора та контролера;
- в) тестування нейромережового регулятора, побудованого методом навчання інверсної моделі із застосуванням фільтру.

Результати моделювання й тестування інтелектуальних схем керування на основі нейроконтролерів з інверсною й еталонною моделями, які отримані з використанням вибірки показників ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах ГЗК Кривбасу із застосуванням прикладних пакетів Neuro Solution, MATLAB (Neural Network Tools, Simulink), дозволили зробити такі узагальнення.

1. Інтелектуальні нейромережові регулятори, що засновані на застосуванні прямих та інверсійних моделей, дозволили досягти задовільної якості керування (у більшості випадків є присутнім невелике перерегулювання) для заданих параметрів ТП збагачення магнетитових кварцитів.

2. Пряма схема керування з інверсною моделлю й узагальненим навчанням має більш просту реалізацію, менший час параметризації, але разом із цим має більш високу чутливість до типу модельної структури й високочастотних збурювань.

3. Використання схеми регулятора на основі еталонної моделі зі спеціалізованим навчанням у режимі реального часу вимагає значно більшої кількості обчислень при параметризації й має меншу швидкість збіжності. Разом з тим, такий регулятор менш чутливий до вибору модельної структури нейронних мереж, перенавчанню й адитивним перешкодам, що обумовлює можливість його використання в умовах нестаціонарності.

4. Застосування комбінованого підходу із одночасним застосуванням фільтрів, прямих та інверсних моделей надає системі інтелектуального керування схожі за якістю можливості на звичайні інверсні схеми. У той же час це дозволяє отримати кращі властивості при наявності адитивних збурень.

У цілому вищенаведені результати дослідження одноканальних схем спостереження за допомогою Simulink (рис. 4.9) показали досить добру реакцію систем на випадкову зміну східчастого

вихідного впливу, що говорить про достатню якість роботи інверсних нейроконтролерів навіть на основі застосування технології узагальненого навчання.

На рис. 4.10 наведено результати аналогічного комп'ютерного моделювання одноканальних систем нейрокерування на основі застосування спеціалізованого навчання.

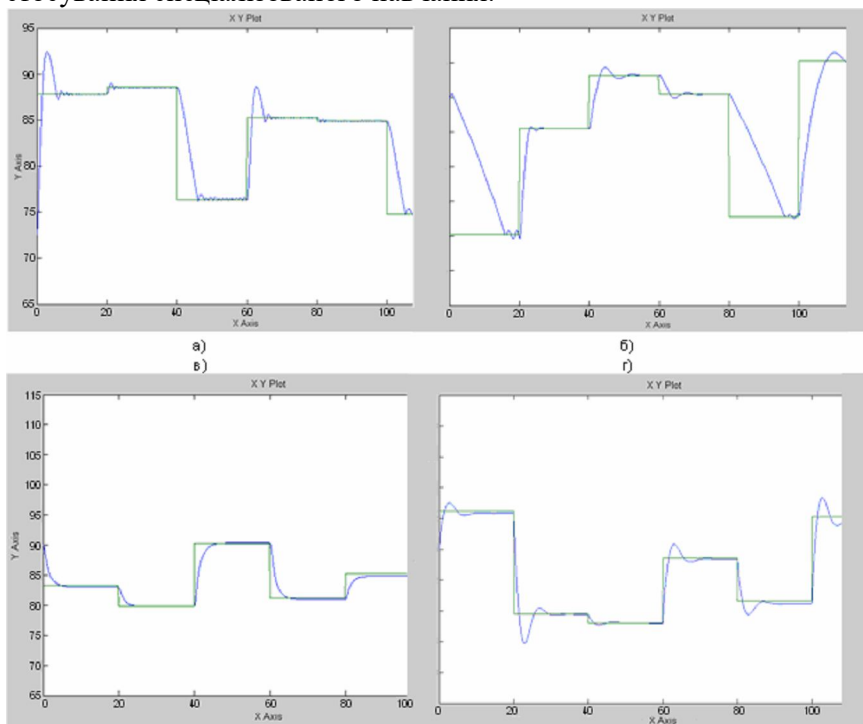


Рис. 4.10. Результати комп'ютерного моделювання роботи одноканальної системи керування (спеціалізоване on-line навчання) у середовищі MATLAB Simulink:

- а) схема керування з відокремленим вектором керування (NARMA – модель);
- б) самонастроювання з ПІД-нейроконтролером;
- в) еталонна модель + нейроемулятор + нейроконтролер;

г) паралельне керування (з комбінованим інтелектуальним ПІД-нейроконтролером).

Моделювання проводилося в середовищі MATLAB7 (пакет Simulink). При цьому результати дослідження системи спостерігалися за одним каналом відповідно до вихідних даних (4.1). Змінна спостереження – щільність пульпи ( $\gamma_n$ ). У якості керуючої дії (впливу) застосовувалися параметри зміни витрат руди ( $Q_0$ ) або води ( $W$ ) до млина першої стадії збагачення.

Наведені результати дослідження системи показали добру реакцію на випадкову зміну східчастого вихідного впливу. Перехідний процес має монотонний характер, незначний час відпрацювання, що говорить про достатню якість роботи нейроконтролерів.

1. Моделювання системи керування ТП збагачення з використанням послідовної схеми та самонастроювання показує, що реакція систем на східчасті впливи з випадковою амплітудою цілком задовільна, має коливальний характер з досить швидким загасанням.

2. Паралельна схема керування на основі комбінованого ПІД-нейрорегулятора показала результати, схожі з попередніми, але час наростання був помітно кращий.

3. Система із застосуванням нейроемулятора, нейроконтролера та еталонної моделі показала кращу реакцію (монотонний характер, менший час відпрацювання).

4. Отримані результати можуть бути застосовані при розробці автоматизованих систем керування, які використовують інтелектуальні методи ідентифікації.

#### 4.4. Нейрокерування локальним ТП магнітної сепарації

Розглянемо систему керування магнітним сепаратором, побудовану з використанням нейромережових технологій. За основу візьмемо схему з нейроемулятором, нейроконтролером та еталонною моделлю (рис. 4.5).

Магнітні сепаратори є головними збагачувальними апаратами в технологічній лінії залізрудних магнітозбагачувальних фабрик. Згідно з принципом роботи напівпротічній сепаратору [6] немагнітний барабан обертається навколо вісі з частотою обертання  $n$  (об/хв). Всередині барабану розташована магнітна система з на-



пруженістю магнітного поля  $H$  на поверхні барабану в зоні видалення хвостів та концентрату. Пульпа до барабану подається з ванни, розташованої знизу барабану. Вихідними змінними (ті, що регулюються) магнітного сепаратору є: вміст магнітного заліза в концентраті  $\beta_k$  (%) або промпродукті  $\beta_{pm}$  (%) та вихід концентрату  $\gamma_k$  (%), вміст магнітного заліза в хвостах  $\beta_{xv}$  (%) та витяг корисного у концентраті  $\varepsilon_k$  (%). На вхід сепаратору зі злива класифікатора поступає потік пульпи витрати  $Q_c$  (м<sup>3</sup>/год), густини  $\rho_k$  (т/м<sup>3</sup>) з вмістом магнітного заліза  $\alpha$  (%) й ступенем розкриття рудного мінералу  $f$  (ступінь відділення рудного мінералу від порожньої породи). Режим процесу магнітної сепарації істотно залежить від питомої об'ємної витрати пульпи  $\omega$  на довжину барабана магнітного сепаратору.

В якості керуючих впливів можна використовувати змінні  $H$ ,  $n$ ,  $\rho_k$ ,  $Q_c$ . Параметри  $\alpha$ ,  $f$ ,  $\omega$  є збурюючими. Керуючі впливи  $H$ ,  $n$  визначаються конструктивними особливостями елементів магнітного сепаратору, а  $\rho_k$ ,  $Q_c$  характеризують зміни технологічного режиму.

Розглянемо статичні характеристики магнітного сепаратору. Зі збільшенням напруженості магнітного поля  $H$  збільшується магнітна сила вилучення часток, а їх флокуляція у ванні розпочинається раніше. У цьому випадку на барабан вилучаються більш бідні зростки й концентрат виходить гіршої якості. Зі зменшенням напруженості поля  $H$  відносно номінального значення  $H_0$  спостерігається зворотне явище. Флокуляція розпочинається пізніше й у флокули захоплюється менша кількість немагнітних часток, якість концентрату покращується, а втрати магнітного заліза в хвостах збільшуються.

Зі зменшенням частоти обертання барабану на його поверхні починає збільшуватися шар концентрату, що призводить до змен-

шення вхідного отвору в зону хвостів. Разом з тим об'ємні витрати пульпи через сепаратор залишаються постійними й вся вона практично проходить через зону хвостів, а це призводить до збільшення втрат магнетиту в хвостах. Втрати в хвостах можуть збільшуватися також через додатковий змив концентрату з барабану. Через малу частоту обертання барабану довжина флокул на його поверхні збільшується. Флокули захоплюють з пульпи немагнітні й слабомагнітні частки, що призводить до погіршення якості концентрату. Збільшення швидкості обертання барабану  $n$  відносно  $n_0$  призводить до зворотних фізичних явищ по відношенню до описаних вище. Крім того, при збільшенні частоти обертання барабану все більша частина пульпи захоплюється разом з ним й рухається назустріч потоку в зону видалення хвостів. У цій зоні швидкість пульпи різко збільшиться й у хвості відійде частина магнітного матеріалу. Якість концентрату збільшиться.

При зміні об'ємних витрат пульпи  $Q_c$ , як правило, змінюється й процент твердого  $p$  у ванній сепаратору. Змінну  $p$  можна регулювати подаванням додаткової води у ванну сепаратора чи зміною витрати твердої фази зі зливу класифікатора, що передує магнітному сепаратору. Збільшення вмісту твердого в пульпі зміною кількості твердої фази призводить до зменшення відстані між частинками у ванній сепаратору, що веде за собою збільшення захвату немагнітного матеріалу в концентрат й погіршення якості концентрату. Так само буде вести себе змінна  $\beta_k$  при зменшенні витрат води у ванну сепаратору. Втрати у хвостах у першому випадку збільшаться, а у другому – зменшаться, що пов'язано зі зміною швидкості спливу пульпи в зоні хвостів.

Зменшення витрат твердого у ванну сепаратору призводить до покращення якості концентрату й зменшенню втрат у хвостах, збільшення витрат додаткової води у ванну – до збільшення  $\beta_k$  та  $\beta_{xv}$ .

Зміною надходження додаткової води у ванну сепаратора можна керувати процесом захвату немагнітного продукту в концентрат.

Для стабілізації процесу магнітної сепарації важливо забезпечити постійне навантаження за твердим на одиницю довжини барабану, тобто забезпечити сталість величини  $\omega$ . Це викликано тим, що магнітний сепаратор працює сумісно з подрібнювальними агрегатами, які змінюють продуктивність по твердому в широких межах. Таким чином, процес сепарації знаходиться в нестабільних умовах. Для того, щоб при зміні продуктивності по твердому на вході якісні характеристики процесу сепарації не змінилися, необхідно змінювати фронт сепарації, тобто змінювати кількість одночасно працюючих сепараторів. Іншим ефективним впливом на процес сепарації є зміна змінної  $f$  – ступені розкриття рудних мінералів, для чого необхідно впливати на процес подрібнення.

У динамічному відношенні однобарабаний магнітний сепаратор можна апроксимувати диференціальним рівнянням першого порядку типу:

$$T \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = kx(t) \quad (4.15)$$

або в операторному вигляді:

$$W(p) = \frac{k}{Tp + 1} \quad (4.16)$$

з  $T = V / Q_c$ ,  $k = \beta_{mn} / \alpha$ , де  $V$  – об'єм робочої зони сепаратора, м<sup>3</sup>;

$Q_c$  – об'ємні витрат пульпи, м<sup>3</sup>/год;

$\beta_{mn} = \beta_\kappa$  при  $t \rightarrow \infty$ . Для промислових магнітних сепараторів

$T = 2 \div 7$  с.

Якщо магнітні сепаратори розглядати в комплексі з іншими більш інерційними об'єктами, наприклад, класифікаторами, млина-

ми та ін., то інерційними властивостями магнітних сепараторів можна знехтувати й розглядати їх як ланки підсилення [28, 31].

Моделювання процесу керування проводилося у програмному середовищі MATLAB7. Для моделювання була обрана постійна часу в десять раз менша за номінал, тобто  $T = 0.3$  с. Коефіцієнт передачі  $k$  приймався рівним 1. У процесі моделювання аперіодична ланка відпрацьовувала вхідний сигнал без нейроконтролеру та з нейроконтролером. Для цього в додатку MATLAB було досліджено схему, представлену на рис. 4.11. В даній схемі присутній нейроконтролер типу NARMA-L2, який буде керувати об'єктом. В якості об'єкту представлена аперіодична ланка, яку приєднано до виходу нейроконтролеру. Інша аперіодична ланка використовується для моделювання роботи об'єкту без нейроконтролеру. В якості вхідного параметру використовується генератор прямокутних імпульсів заданої амплітуди. Вхідні та вихідні параметри об'єкту відображаються на цифрових осцилографах.

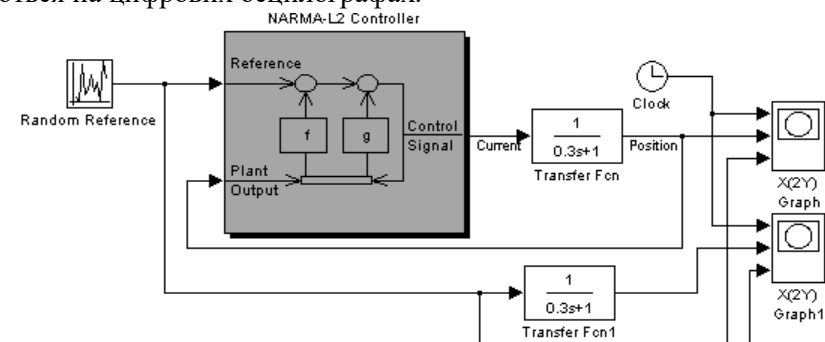


Рис. 4.11. Структурна схема системи керування з нейроконтролером

Для використання даного нейроконтролеру необхідна попередня ідентифікація системи, якою необхідно керувати. При цьому визначаються всі необхідні параметри, які визначають структуру нейромережевої моделі. Навчання (параметризація) обраного нейроконтролеру проводилося на підставі даних, представлених на рис. 4.12.

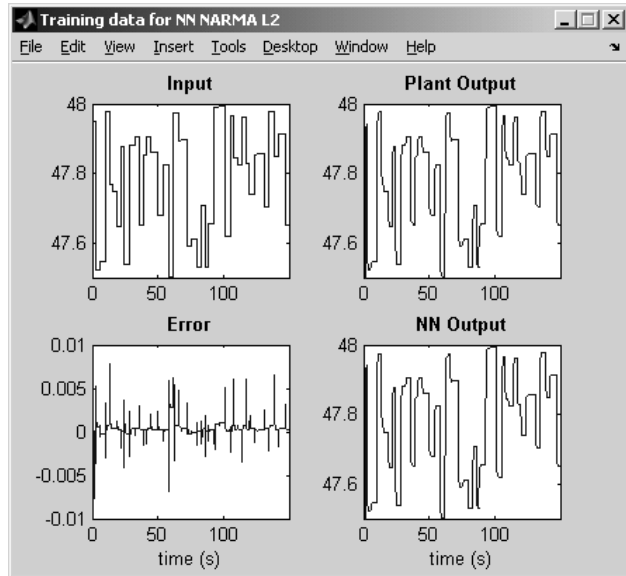


Рис. 4.12. Вихідні дані для навчання нейроконтролеру

Процес навчання нейроконтролеру можна прослідкувати за критерієм MSE, представленим на рис. 4.13.

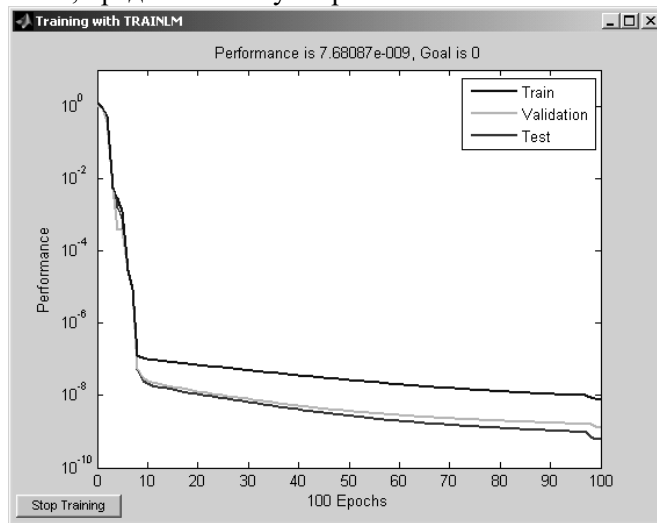


Рис. 4.13. Графік залежності значення критерію MSE від кількості епох навчання

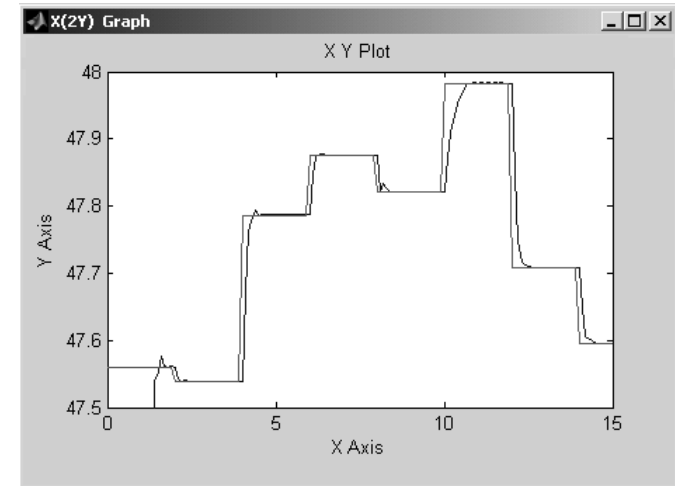


Рис. 4.14. Графік зміни вхідних та вихідних параметрів (якість промпродукту 1-ї стадії, %) з відпрацюванням уставки у часі для об'єкту керування з нейроконтролером

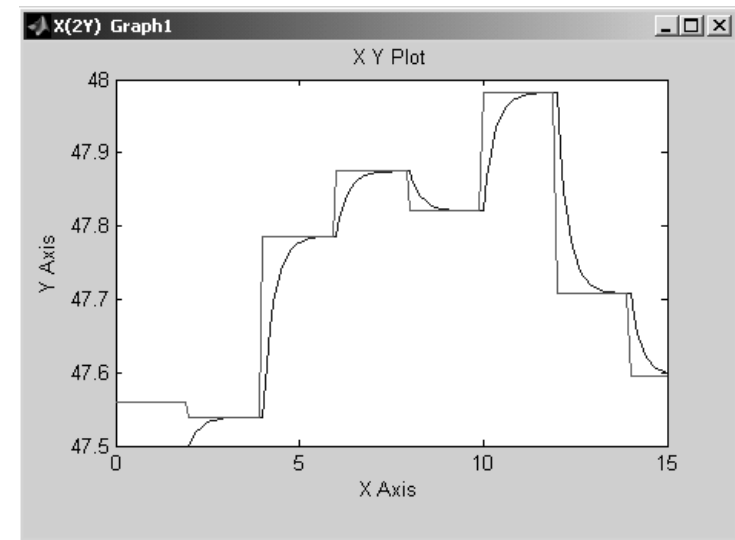


Рис. 4.15. Графік зміни вхідних та вихідних параметрів (якість промпродукту 1-ї стадії, %) з відпрацюванням уставки у часі для об'єкту керування без нейроконтролеру

Результати моделювання інтелектуальної АСКТП представлені на рис. 4.14. Для порівняння проведено моделювання об'єкту без системи керування (рис. 4.15). Аналізуючи отримані графіки, можна зробити попередній висновок, що використання нейроконтролеру дозволило істотно скоротити час регулювання. При цьому інші важливі показники якості регулювання фактично не змінилися. Для більш точного визначення часу регулювання розглянемо фрагменти графіків (рис. 4.16, 4.17).

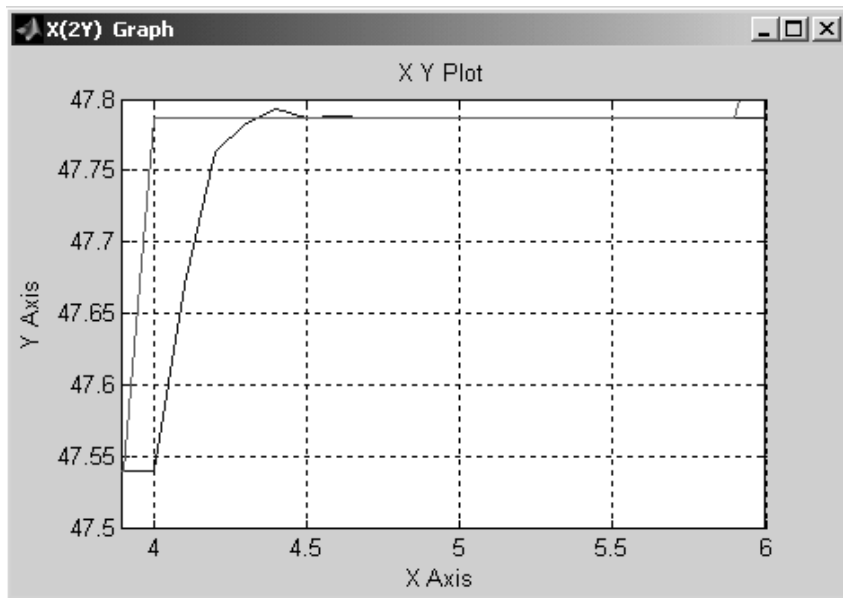


Рис. 4.16. Фрагмент графіку перехідного процесу із зміною вхідних та вихідних параметрів (якість промпродукту 1-ї стадії, %) у часі для об'єкту керування з нейроконтролером

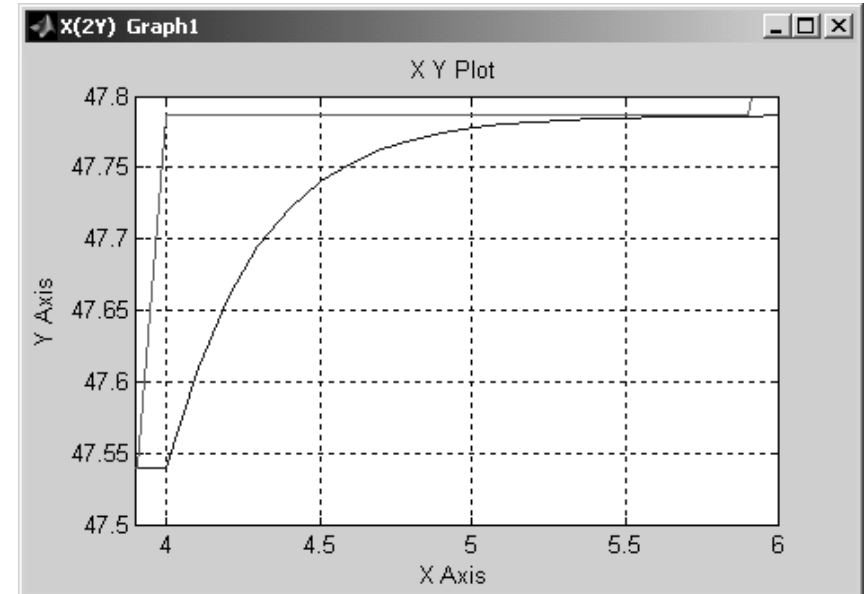


Рис. 4.17. Фрагмент графіку перехідного процесу із зміною вхідних та вихідних параметрів (якість промпродукту 1-ї стадії, %) у часі для об'єкту керування без нейроконтролеру

З графіків (рис. 4.16, 4.17) видно, що початкове значення уставки за необхідною якістю промпродукту (в момент часу 3,9 с) дорівнювало 47,54%. Нове вхідне значення уставки (в момент часу 4 с) дорівнює 47,79%. Тобто, зміна вхідного параметру на 0,25%. Час регулювання визначається при входженні керованої величини у 5% зону встановленого значення. У нашому випадку це:  $47,79 \pm 0,0125 \approx 47,8 \div 47,78 (\%)$  [298, 300]. Таким чином, час регулювання об'єкту з нейроконтролером складає 0,3 с. Час регулювання об'єкту без нейроконтролеру складає 1,2 с. Тобто, використання нейроконтролеру дозволило скоротити час регулювання в 4 рази. При цьому перерегулювання складає 2%.

#### 4.5. Розробка нейромережної структури для реалізації інтелектуального керування процесом збагачення в умовах багатовимірності

Попередні дослідження показали можливість застосування нейрокерування для локальних ТП у найпростішому випадку реалізації одноканальних систем. Як було показано вище, параметризація (навчання) таких систем може проводитись на підставі застосування добре відомих та апробованих на практиці еталонних моделей. На відміну від цього, у випадку більш системного розглядання ТП збагачення як складної багатозв'язної системи, виникає проблема побудови відповідної багатоканальної математичної моделі.

Ретроспективний аналіз робіт попередників свідчить про практичну відсутність добре обґрунтованих детермінованих моделей для ТП збагачення магнетитових кварцитів для загального випадку багатоканальності. Тому переважна більшість досліджень була спрямована на розробку адаптивних систем, застосування методів ідентифікації із застосуванням регресійних моделей, МГУА тощо [12, 77].

Перевагами застосування підходів нейрокерування для подібних об'єктів типу МІМО є те, що наявність математичної моделі об'єкту не є обов'язковою попередньою умовою. При цьому реалізація багатоканальних систем інтелектуального керування нелінійними об'єктами може достатньо успішно здійснюватися на підставі звичайних схем інверсної динаміки із спеціалізованим і навіть узагальненим навчанням на даних пасивного або імітаційного експерименту [24].

Із урахуванням вищезазначеного для реалізації більш складних – багатоканальних систем інтелектуального керування технологічним процесом збагачення залізної руди були зроблені такі припущення.

1. Існує можливість отримання шляхом активного, пасивного чи імітаційного експерименту певного набору статистичних показників роботи системи у форматі: «векторний вхід»- «векторний вихід»

$$(u \rightarrow y).$$

2. Припустимо, що також відомі оптимальні значення всіх можливих уставок (тобто значення вектора  $u^*$ ) протягом усього інтервалу моделювання  $t=[0..T_m]$ , за яких в системі досягаються необхідні значення вектору виходу  $y^*$ .

3. Якщо вказані оптимальні (або субоптимальні) значення уставок змінюються у часі (навіть на кожному кроці роботи системи), то вважається, що відомі всі траєкторії зміни таких параметрів у вигляді певних нелінійних функцій типу  $y^*=f[u^*(t)]$  або  $u^*=f^{-1}[y^*(t)]$ .

Принципи визначення оптимальних значень уставок  $u^*$  та траєкторій їх змін  $f(t)$ ,  $f^{-1}(t)$  можуть бути реалізовані на підставі застосування поєднання інтелектуальних методів та технологій прогнозування, оптимізації та класифікації. Конкретні алгоритми реалізації такого підходу будуть розглянуті в наступних розділах. Теоретичні підстави для застосування таких технологій наведено в роботах [42, 84, 85, 87, 168, 188, 245].

З урахуванням зроблених вище припущень завдання побудови багатоканальної (МІМО) інтелектуальної системи керування ТП збагачення можна звести до проблеми спостереження. Тобто багатоканальна система повинна протягом усього часу моделювання ( $T_m$ ) підтримувати оптимальні значення уставок та/або відслідковувати й витримувати зміну відповідних траєкторій дрейфу  $u^*$ .

Раніше у попередніх розділах було визначено перелік потенційних каналів керування для ТП збагачення магнетитових кварцитів (табл. 2.2). На підставі цього для подальшого моделювання інтелектуального постадійного керування процесом було обрано такі канали (табл. 4.2).

Таблиця 4.2

Перелік каналів керування для моделювання за стадіями

№ стадії	Впливи керування	Вихідні сигнали (показник)	Уставки	Головні збурення
I	$u_1^I \rightarrow B_{M1}$ – витрати води при подрібненні, т/год.; $u_2^I \rightarrow B_{K1}$ – витрати води при класифікації, т/год.; $u_3^I \rightarrow B_{C1}$ – витрати води в процесі магнітної сепарації, т/год.	$y_1^I \rightarrow \beta_{m1}$ – вміст корисного в промпродукті, %; $y_2^I \rightarrow Q_1$ – продуктивність стадії за промпродуктом, т/год.	$y_{r1}^I \rightarrow \beta_{m1}^*$ ; $y_{r2}^I \rightarrow Q_1^*$ .	Співвідношення різновидів у первинній шихті: $\bar{V} = \{\xi_i\}$
II	$u_1^{II} \rightarrow B_{M2}$ – витрати води при подрібненні, т/год.; $u_2^{II} \rightarrow B_{K2}$ – витрати води при класифікації (у гідроциклоні), т/год.; $u_3^{II} \rightarrow B_{C2}$ – витрати води в процесі магнітної сепарації, т/год.	$y_1^{II} \rightarrow \beta_{m2}$ – вміст корисного в промпродукті, %; $y_2^{II} \rightarrow Q_2$ – продуктивність стадії за промпродуктом, т/год.	$y_{r1}^{II} \rightarrow \beta_{m2}^*$ ; $y_{r2}^{II} \rightarrow Q_2^*$ .	$\bar{V} = \{\xi_i\}$
III	$u_1^{III} \rightarrow B_{M3}$ – витрати води при подрібненні, т/год.; $u_2^{III} \rightarrow B_{K3}$ – витрати води при класифікації (у гідроциклоні), т/год.; $u_3^{III} \rightarrow B_{C3}$ – витрати води в процесі магнітної сепарації, т/год.	$y_1^{III} \rightarrow \beta_K$ – вміст корисного в промпродукті, %; $y_2^{III} \rightarrow Q_K$ – продуктивність стадії за промпродуктом, т/год.	$y_{r1}^{III} \rightarrow \beta_K^*$ ; $y_{r2}^{III} \rightarrow Q_K^*$ .	$\bar{V} = \{\xi_i\}$

Отже, для кожної з трьох стадій ТП збагачення необхідно моделювати роботу трьох каналів для регулювання співвідношення «руда-вода» шляхом зміни витрат води в локальних процесах подрібнення, класифікації та магнітної сепарації. У якості вихідних параметрів та уставок беруться постадійні значення вмісту корисного компонента (заліза загального та/або магнітного) у промпродукті або концентраті та значення вихідної продуктивності секції за промпродуктом (концентратом). Решту контрольованих параметрів ТП (наприклад, вхідна продуктивність по руді  $Q_0$ , втрати корисного у хвостах  $\beta_{XB}$  та інші чинники з табл. 2.2) будемо вважати такими, що підтримуються режимно у визначених межах згідно з існуючою технологічною картою. Такий підхід в процесі подальшого комп'ютерного моделювання буде відповідати поширеним критеріям типу (2.1)-(2.2).

Для реалізації багатоканальної інтелектуальної моделі нейрокерування ТП застосуємо модифікований аналог схеми з емулятором і контролером на основі методу спеціалізованого навчання в оперативному (On-Line) режимі (рис. 4.2). Саме цей підхід, як було доведено вище, показав кращі результати для одноканальних систем з еталонною моделлю. Тому для реалізації багатоканальної моделі нейрокерування представимо кожну стадію збагачення окремою схемою, що реалізує 3 канали керування. Після параметризації (навчання) кожної такої схеми та їх послідуєчого об'єднання отримуємо таку структуру багатоканальної ІСК ТП збагачення (див. рис. 4.18).

Кожний канал містить окремо нейроеммулятор та нейроконтролер, які параметризуються (навчаються) відповідно на підставі прямої та зворотної (інверсної) моделі об'єкту керування ( $i$ -ї стадії збагачення при заданій продуктивності  $y_r=Q_i$  з максимізацією якості промпродукту  $y=\beta_i$ ).

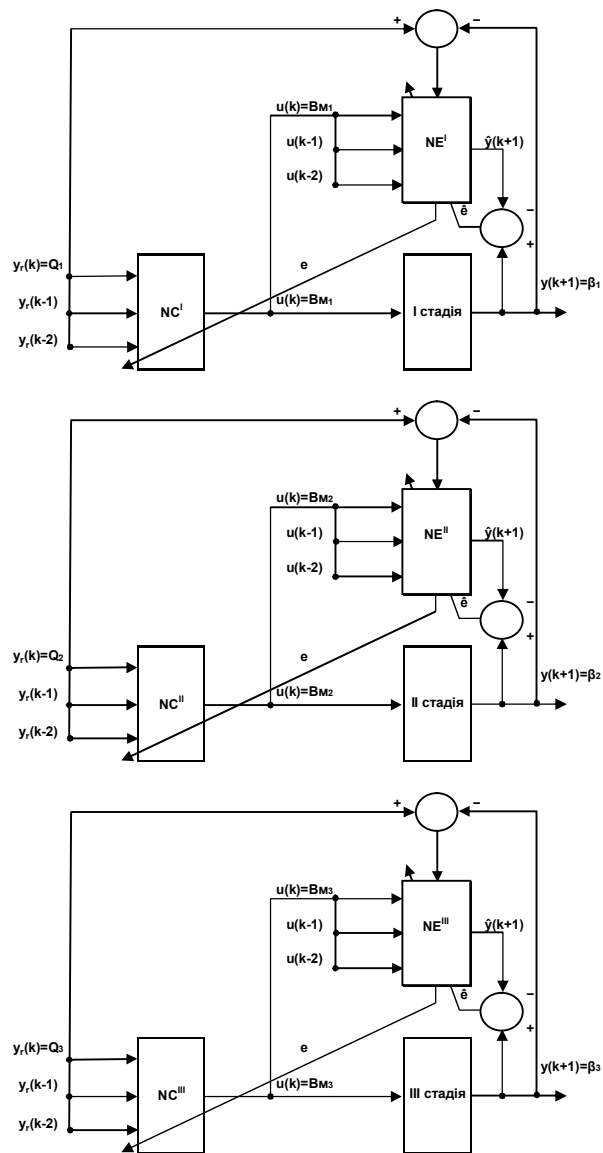


Рис. 4.18. Структурна схема багатоканальної ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів

Вплив керування на схемі рис. 4.18 – витрати води до млина ( $u=VM_i$ ).

У ході досліджень було проведено комп'ютерне моделювання роботи вищенаведеної багатоканальної інтелектуальної системи керування. Основні результати моделювання показано на рис. 4.19-4.20. Дослідження здійснювалося за методикою, яка наведена авторами [24]. При цьому було здійснено три серії обчислювальних експериментів:

- 1) робота в звичайному (номінальному) режимі;
- 2) робота в умовах наявності випадкових збурень в каналах;
- 3) робота в умовах зміни параметрів контролерів за наявності обмежень типу «насичення» при застосуванні узагальненого та спеціалізованих способів параметризації (навчання).

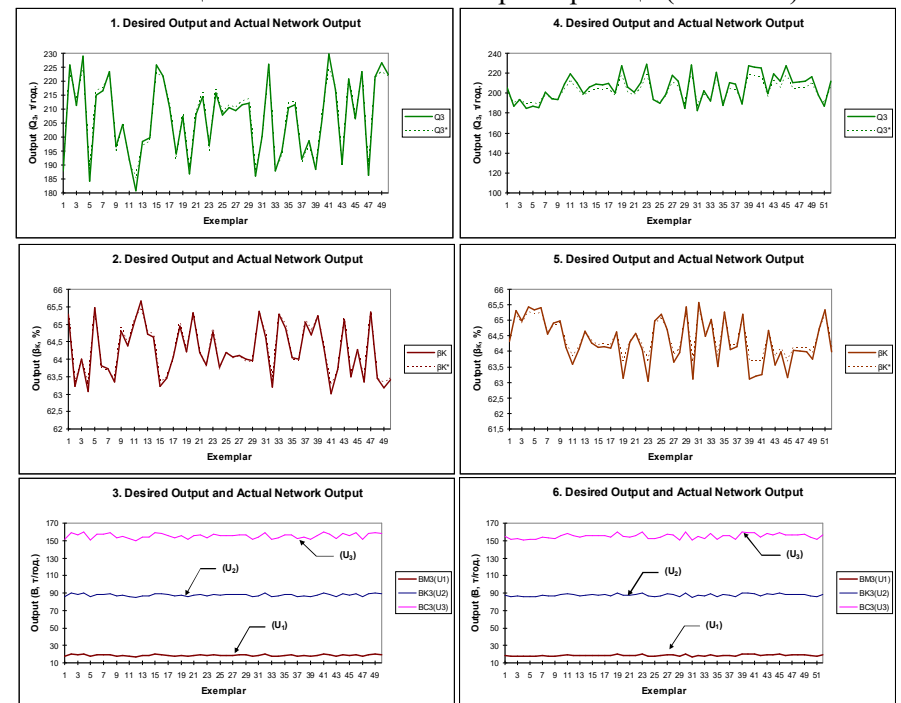


Рис. 4.19. Результати тестування роботи багатоканальної ІСК при різних режимах її роботи (для 3-ї стадії збагачення ПівдГЗК):

1–3) робота в звичайному (номінальному) режимі;  
 4–6) робота в умовах наявності 10% випадкових збурень в каналах.

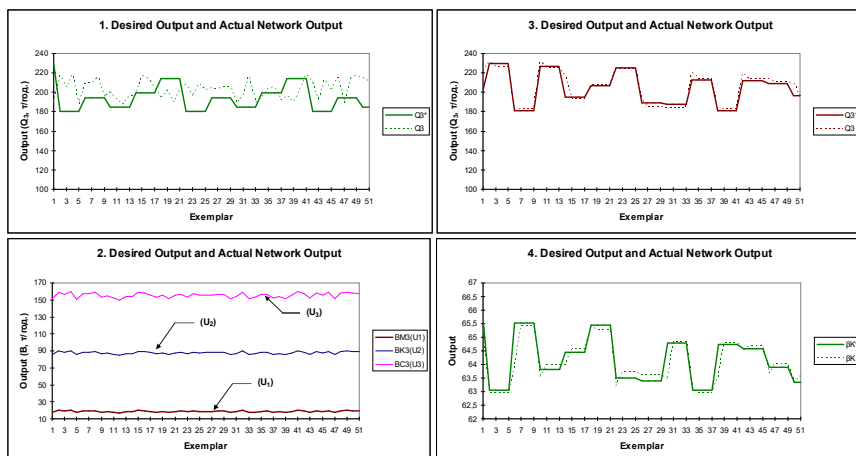


Рис. 4.20. Результати моделювання роботи ІСК в умовах зміни параметрів контролерів (для 3-ї стадії збагачення ПівдГЗК):

- 1–2) узагальнене (OFF-LINE) навчання;
- 3–4) оперативне (ON-LINE або спеціалізоване) навчання.

За результатами комп'ютерного моделювання трьох каналів керування в номінальному режимі та за наявності збурень на рівні 10% система продемонструвала достатньо якісну роботу (рис. 4.19). Необхідні уставки за продуктивністю третьої стадії та якістю концентрату для умов РЗФ-1 Південного ГЗК достатньо точно відслідковувалися. У цілому відхилення при номінальному режимі не перевищувало:

- за продуктивністю у середньому 1,4 т/год. (тобто близько 0,7%) при відносній максимальній похибці 2,4%;
- за вмістом заліза загального в концентраті середня абсолютна похибка складала 0,07%, максимальна – 0,25%;

При другій серії комп'ютерних експериментів за наявності збурень похибка дещо збільшилася (наприклад, за продуктивністю до 4%), але в цілому якість роботи системи залишилася на належному рівні.

Моделювання в умовах зміни параметрів контролерів здійснювалося за принципом насичення. При цьому для кожного з каналів було встановлено такі нелінійні обмеження: сигнал ставав нульовим при досягненні рівня меншого за 20% від номіналу та «зривався» на рівні 80%. При цьому, як помітно з рис. 4.20, при застосуванні узагальненої (OFF-LINE) процедури параметризації інтелектуальних контролерів якість роботи системи в цілому є незадовільною (уставки погано відпрацьовуються). Разом з цим, застосування оперативного (ON-LINE) навчання дозволяє досягти задовільних результатів керування з наявністю невеликого перерегулювання на рівні 4%.

Слід також зазначити, що подібні результати комп'ютерного моделювання інших стадій збагачення (зокрема, першої та другої), проведені у [303, 304], дають схожі або навіть дещо кращі результати.

#### 4.6. Розробка комбінованої багатоканальної інтелектуальної системи на основі класифікації та інверсно-прогнозуючого керування в умовах ТП збагачення

Результати тестування інтелектуальних систем довели можливості їх застосування в умовах ТП збагачення. Разом із цим, для забезпечення їх функціонування необхідно визначення оптимальних (квазіоптимальних) значень уставок або/та тенденцій зміни їх траєкторій. Як вже зазначалося вище та у попередніх розділах, визначення необхідних значень уставок доцільно здійснювати шляхом поєднання таких достатньо відомих підходів (стратегій).

1. Класифікаційного керування, що ґрунтується на підставі постійного накопичення бази даних (БД) історії зміни технологічних показників, їх групування (кластеризації) та визначення значення уставки за мірою близькості (схожості) до поточних значень векторів: входу, виходу та внутрішніх показників [77, 84-85, 168,].

2. Оптимальне керування, що вимагає побудову загального функціоналу мети для системи та застосування методів глобальної оптимізації [13, 29, 38, 49, 117, 122, 123, 171, 184, 305 та ін.].

Проаналізуємо потенційні переваги та недоліки обох підходів й обґрунтуємо необхідність та можливість їх раціонального поєднання в ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів.

Головними перевагами класифікаційного підходу є їх потенційно висока швидкодія за рахунок використання відомих методів кла-



стерізації та розпізнавання образів (наприклад, нейромережевої класифікації). Недоліком є невисока точність (обране рішення не обов'язково буде оптимальним і, навіть, квазіоптимальним). Також застосування підходу не завжди гарантує результат. Останнє може бути за таких випадків:

- на початку роботи системи, коли база даних показників технологічних ситуацій досить мала;
- у разі, коли необхідна (схожа) комбінація параметрів (кластер) ще не зустрічалась в процесі експлуатації ІСК;
- при зміні технологічної схеми, режимної карти, наявності значних збурень властивостей первинної сировини (руди, шихти, кількості і співвідношення мінеральних різновидів тощо).

Оптимізаційні підходи у випадку багатовимірної функції мети з одного боку також характеризуються недоліками, що обумовлені:

- складністю отримання достатньо адекватної математичної моделі ТП [306], що характерно для більшості інерційних процесів (зокрема, збагачення);
- поганою обумовленістю оптимізаційного завдання (наявності значної кількості локальних екстремумів), що виникає у разі застосування відомих методів ідентифікації багатовимірних систем (зокрема, регресивних моделей, рівняння Вінера-Хопфа, МГУА та самоорганізації, штучних нейромереж тощо) та значно обмежує застосування відомих методів багатовимірної оптимізації;
- повільною швидкістю збіжності обчислювального процесу при оптимізації у більшості випадків.

З іншого боку, у випадку можливості побудови математичної моделі та вдалого вибору алгоритму (методу) пошуку екстремуму, це дає можливість точного вирішення завдання керування, що дозволяє визначати дійсно оптимальні (квазіоптимальні) уставки з певними обмеженнями.

Ураховуючи відомі переваги та недоліки вищезазначених підходів для реалізації багатоканальної ІСК ТП збагачення залізної руди пропонується підхід, що заснований на поєднанні класифікаційного та оптимізаційного алгоритмів.

Застосувавши системний підхід, запропонований в [11], багато-стадійний процес збагачення магнетитових кварцитів (залізної руди) можна представляти у вигляді трьохрівневої ієрархічної системи. Адаптована структура багатоканальної ієрархічної ІСК ТП РЗФ на основі системного поєднання підходів нейрокерування, класифікації та оптимізації представлена на рис. 4.21. Зазначена схема демонструє підпорядкованість окремих підсистем та основні системні зв'язки у складі багатоканальної ІСК аналогічно [307]. На рис. 4.21 прийнято такі умовні позначення:  $OK_{ij} \in \mathfrak{R}$  –  $j$ -й об'єкт (канал) керування  $i$ -ї стадії для локальних ТП (наприклад, подрібнення, класифікація, магнітна сепарація тощо);  $i=1, \dots, N_s$ ;  $N_s$  – кількість стадій ТП збагачення;  $j=1, \dots, k_i$ ;  $k_i$  – кількість каналів керування  $i$ -ї стадії ТП;  $HP_{ij}$  – інтелектуальний нейрорегулятор  $OK_{ij}$ ;  $V_{ij} \in \mathfrak{R}$  – вектор впливів збурення для  $OK_{ij}$ ;  $Y_{ij} \in \mathfrak{R}$  – вектор вихідних характеристик  $OK_{ij}$ ;  $U_{ij} \in \mathfrak{R}$  – вектор впливів (дій) керування  $OK_{ij}$ ;  $X_{ij}$  – вектор інформаційних параметрів про стан  $OK_{ij}$ ;  $Y_{ij}^3 \in \mathfrak{R}$  – вектор завдань вихідних характеристик (уставок)  $OK_{ij}$ ;  $ТП_i^*$  – комплекс всіх локальних ТП  $i$ -ї стадії;  $V_i^* \in \mathfrak{R}$  – вектор головних впливів збурення  $ТП_i^*$ ;  $Y_i^* \in \mathfrak{R}$  – вектор вихідних характеристик  $ТП_i^*$ ;  $X_i^*$  – вектор інформаційних параметрів про поточний стан комплексу  $ТП_i^*$ ;  $Y_i^{*3} \in \mathfrak{R}$  – вектор завдань (уставок) для вихідних характеристик  $ТП_i^*$ ;  $HE_i^*$  – нейроемулятор (прогнозуюча математична модель або предиктор) для комплексу ТП  $i$ -ї стадії.

Ідея підходу полягає у застосуванні комбінованого алгоритму із поєднанням підходів класифікаційного та оптимального керування з метою забезпечення прискорення процесу прийняття рішення в багатоканальній ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів. Головні особливості реалізації такої системи застосовано [302, 308].

У структурі відокремлюються 3 головних рівні керування: 1) локальними режимним параметрами (витрати руди і/або води, щільність пульпи тощо); 2) показники якості (вміст корисного, вихід, вилучення тощо); 3) комплексом ТП (подрібнення, класифікація, магнітна сепарація).

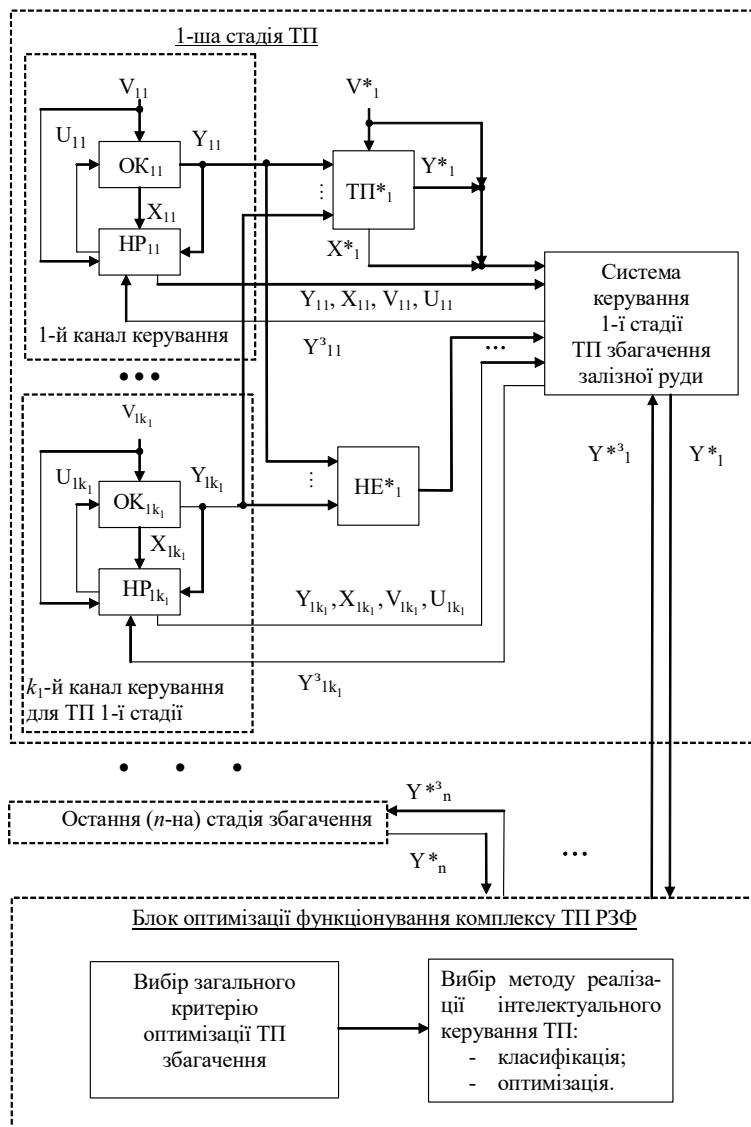


Рис. 4.21. Схема комбінованої багатоканальної ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів (класифікаційно-оптимального керування)

Так, наприклад, для комплексу ТП початкової 1-ї стадії (припустимо, що для ТП подрібнення  $i=1$ ,  $k_1=2$ ): перший канал ( $ОК_{11}$ ) – співвідношення «руда-вода»; другий канал ( $ОК_{12}$ ) – продуктивність млина на виході (при розвантаженні);  $V_{11}=\{\text{гранулометричний склад (усереднена крупність) вхідного продукту}\}$ ;  $V_{12}=\{\text{фізико-хімічні та механічні властивості руди}\}$ ;  $Y_{11}, Y_{12}=\{\text{гранулометричний склад (усереднена крупність) промпродукта, продуктивність за промпродуктом, вихід готового класу}\}$ ;  $U_{11}=\{\text{витрати води до млина}\}$ ;  $U_{12}=\{\text{вхідна продуктивність по руді}\}$ ;  $X_{11}=\{\text{вміст твердого у середині млина}\}$ ;  $X_{12}=\{\text{усі режимні показники роботи млина}\}$ . Аналогічним чином здійснюється формалізація для решти ТП першої стадії (класифікація, магнітна сепарація). Тоді результуючі характеристики для комплексу ТП (усіх стадій) в цілому формуються таким чином:  $V^*_1=V_{11}\cup V_{12}$  ( $\cup$  – операція логічного поєднання векторів);  $Y^*_1=\{\text{якість промпродукту за вмістом корисного компоненту, продуктивність на виході стадії}\}$ ;  $X^*_1=X_{11}\cup X_{12}$ .

Верхнім рівнем системи на кожній стадії збагачення в блоці оптимізації функціонування комплексу ТП РЗФ постійно в кінці наступного кроку дискретного часу здійснюється інтелектуальний аналіз поточного стану об'єкту керування. На підставі узгодженого аналізу показників усіх стадій збагачення здійснюється визначення уставок (завдань) для систем керування відповідних стадій (середнього рівня). При цьому, на відміну від існуючих підходів, процес прийняття рішень (визначення необхідних уставок) в системі (рис. 4.21) може відбуватися шляхом інтелектуальної класифікації (класифікаційне керування) або глобальної оптимізації (оптимальне керування) на підставі блок-схеми динамічної інтелектуальної моделі (рис. 3.19). Алгоритми реалізації відповідних процедур буде наведено в наступних розділах.

На середньому рівні здійснюється керування комплексом ТП для окремих стадій. Для цього рівень отримує значення оптимальних уставок з верхнього рівня та визначає завдання (доводить ці уставки) для регуляторів всіх локальних ТП та їх відповідних каналів керування кожної стадії збагачення. Із іншого боку системи середнього рівня збирають первинну інформацію з підсистем нижньо-

го рівня про стан кожного каналу (керуючі дії, вихід, збурення), здійснюють її первинну обробку, прогнозування значень вхідних та вихідних показників стадії із застосуванням нейроемулаторів (НЕ\*). Визначені дані передаються також на верхній рівень для прийняття рішень та визначення оптимальних уставок з метою узгодженого керування всіма стадіями та комплексом ТП збагачення в цілому.

Нижній рівень системи керує окремими локальними ТП кожної стадії. Для цього рівень містить низку (визначену кількість) каналів керування, причому для окремих локальних ТП можуть існувати декілька каналів. Кожен такий канал має власний інверсний нейро-регулятор, який працює за схемою аналогічною (рис. 4.18). Завданням роботи такого регулятора є підтримування необхідного значення уставки, що визначено на верхньому рівні системи та отримано із відповідної підсистеми керування конкретною стадією (тобто середній рівень). У свою чергу підсистема нижнього рівня передає спочатку в систему середнього рівня і далі на верхній рівень інформацію про стан кожного каналу (показники керуючих впливів, значення вихідних та інформаційних сигналів, збурення).

Застосування наведеного підходу (схеми) повинно забезпечувати надійне визначення оптимальних значень поточних параметрів ТП (у вигляді відповідних завдань або уставок), достатньо швидке досягнення необхідних уставок локальними системами, стабільну роботу в умовах наявності збурень в головних каналах керування, а також за умов наявності нелінійних обмежень. Так, застосування сучасних методів глобальної оптимізації (наприклад, на основі еволюційних алгоритмів) забезпечує визначення екстремуму в режимі реального часу серед  $10^6$ – $10^7$  локальних екстремумів у пошуковому просторі розмірністю порядку  $10^3$  –  $10^4$  [10, 309]. Проведені дослідження (рис. 4.19–4.20) та [60, 244, 277] довели, що застосування нейромережових схем на підставі інверсійних моделей та нейроемулаторів у якості регуляторів окремих каналів ТП збагачення має достатню динаміку (прийнятний час відпрацювання уставки), можливість належної компенсації збурень на рівні 10% та роботи в умовах нелінійних обмежень (зміни параметрів контролерів) за принципом насичення.

#### 4.7. Висновки до четвертого розділу

1. Для реалізації першого рівня керування локальними ТП секції РЗФ на підставі аналізу існуючих схем та підходів при створенні інтелектуальних систем із застосуванням нейрокерування шляхом послідовної адаптації було сформовано відповідні моделі для синтезу одноканальних та багатоканальних САР в умовах ТП збагачення залізної руди.

2. Результати дослідження одноканальних інтелектуальних систем нейрокерування із застосуванням імітаційного моделювання на прикладі еталонних математичних моделей ТП подрібнення та магнітної сепарації довели, що найбільш якісне керування забезпечує застосування схем із нейроемулаторами та нейроконтролерами на підставі способу спеціалізованого навчання, що дозволило прийняти цей підхід як основний при реалізації ІСК в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ.

3. Для реалізації середнього рівня керування секцією РЗФ шляхом інтеграції декількох одноканальних схем нейрокерування із застосуванням спеціалізованого навчання запропоновано структурну схему реалізації багатоканальної ІСК, що дозволяє контролювати окремі стадії переділу (комплекс ТП збагачення) залізної руди.

4. Дослідження динаміки багатоканальних систем інтелектуального керування за якістю перехідних процесів шляхом комп'ютерного моделювання (у номінальних режимах роботи, за наявності 10% збурень та при дії нелінійних обмежень на зміну параметрів контролерів за принципом насичення в інтервалі 20%-80%) довели можливість їх застосування в умовах багатостадійного ТП збагачення.

5. У результаті проведених досліджень властивостей перехідних процесів, швидкодії, запасу стійкості та якості відтворення уставок багатоканальних ІСК для контролювання всіх процесів технологічної лінії (секції) РЗФ у комплексі (на усіх 3-х рівнях ієрархії) вперше розроблено структуру інтелектуальної системи узгодженого керування всіма стадіями переділу та секцією збагачення залізної руди у цілому, де, на відміну від існуючих, поєднано принципи оптимального, класифікаційного та інверсного прогнозуючого нейрокерування.

## РОЗДІЛ 5

### РОЗРОБКА, ОПТИМІЗАЦІЯ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ ПРОЦЕСАМИ ЗБАГАЧЕННЯ

#### 5.1. Розробка узагальненого алгоритму роботи ІСК

На підставі отриманих у попередніх розділах моделей статичної та динамічної ідентифікації (рис. 3.18-3.19), структурних схем багатоканальних ІСК в умовах ТП збагачення магнетитових кварцитів (рис. 4.23, 4.26) необхідно побудувати узагальнений алгоритм для їх реалізації та роботи в режимі реального часу. Базовими ідеями, які слід покласти у основу такого алгоритму є такі:

- системне поєднання підходів оптимального та класифікаційного керування;
- реалізація оптимізаційного підходу із застосуванням генетичних алгоритмів для глобальної оптимізації;
- реалізація підходу класифікаційного керування із застосуванням процедур нейромережевої кластеризації та класифікації;
- застосування принципів “особливих” ситуацій або станів [218, 219] для підвищення ефективності роботи алгоритму.

З урахуванням зазначених вимог для вирішення встановленого завдання з реалізації ІСК технологічною лінією (секцією) ТП збагачення магнетитових кварцитів (за схемою рис. 4.26) пропонується відповідний алгоритм, блок-схему якого наведено на рис. 5.1. Необхідні пояснення щодо принципу роботи такого алгоритму зводяться до наступного.

На початку роботи алгоритму (блок №1) здійснюється ініціалізація початкових значень всіх режимних параметрів та уставок ТП згідно з (2.8). Такі дані можуть задаватися автоматично на підставі існуючих режимних (технологічних) карт [72, 310] або вводитися оператором-технологом РЗФ.

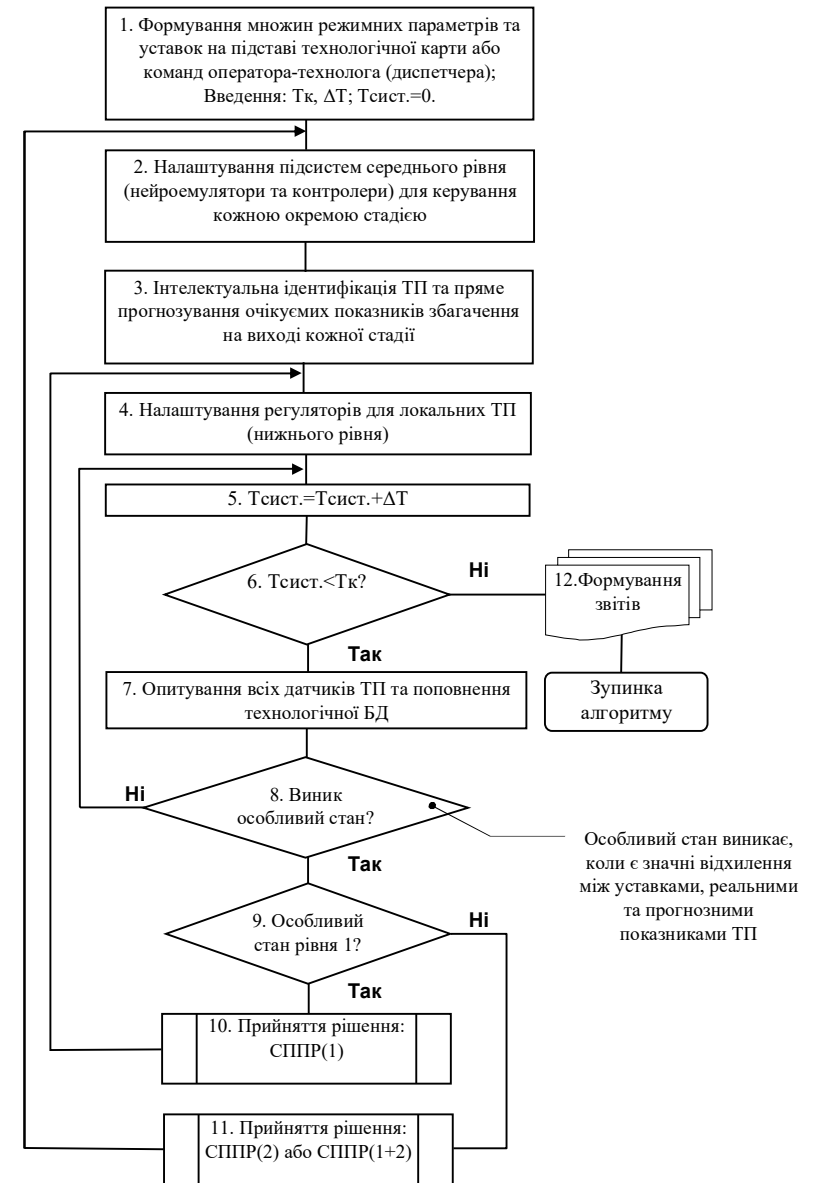


Рис. 5.1. Блок-схема алгоритму роботи ІСК

Системний час роботи ІСК  $T_{\text{сист.}}=0$ . Вводиться кінцевий час роботи системи ( $T_k$ ) та період дискретизації ( $\Delta T$ ).

Далі здійснюється налаштування підсистем середнього рівня (керування стадією збагачення) у блоці №2. При цьому згідно зі схемою (рис. 4.26) виконується налаштування всіх каналів керування, нейроемуляторів та контролерів для кожної окремої стадії ТП. Відповідні методики здійснення таких процедур та перелік чинників, що при цьому контролюються, розглянуто у попередніх розділах 2-4.

Блок №3 здійснює інтелектуальну (нейромережеву) ідентифікацію ТП збагачення за всіма стадіями згідно з методиками, що наведені в розділі 3. У результаті цього створюється 2 нейромережеві авторегресійні багатозв'язні моделі: пряма та інверсна (3.5-3.11). Із застосуванням зазначених моделей у ході роботи алгоритму здійснюється короткострокове прогнозування (пряме та зворотне) показників ТП.

Наступний блок №4 здійснює налаштування нейрорегуляторів для локальних ТП (подрібнення, класифікації, магнітної сепарації тощо). Налаштування здійснюється шляхом параметризації (навчання) нейромережевих контролерів таким чином, щоб підтримувати задані значення уставок  $Y_i^*$  та компенсувати збурення  $V_{ij}$  (відповідно до схеми рис. 4.26).

У блоці №5 здійснюється процедура затримки системного часу на обраний (див.блок №1) інтервал періоду дискретизації  $\Delta T$ . Після цього здійснюється перевірка (блок №6): чи не перевищено граничний час роботи системи ( $T_{\text{сист.}} < T_k$ ). Якщо ні, керування передається наступному блоку №7. У протилежному випадку здійснюється виведення підсумкових статистичних результатів роботи системи (блок №12) й алгоритм зупиняється.

Блок №7 виконує опитування усіх доступних датчиків ТП. Значення решти показників згідно з (2.8) встановлюється шляхом прогнозування із застосуванням технології нейроемуляторів, що ініціалізовано у блоці №2.

Виконується аналіз наявності особливого стану (блок №8). Під “особливим” будемо мати на увазі ситуацію (стан) коли необхідно здійснити втручання в хід ТП (тобто здійснити автоматичне чи автоматизоване регулювання). Таке може статися у випадках появи значних відхилень між значеннями реальних чи прогнозованих показників та необхідних уставок. Найбільш важливими причинами виникнення таких ситуацій є збурюючі фактори, пов'язані зі змінами властивостей первинної сировини (наприклад, співвідношення мінеральних різновидів у шихті, властивості збагачуваності, грансклад тощо). Тому основним подальшим завданням роботи алгоритму є аналіз, переналаштування (самоорганізація) ІСК з метою компенсації зазначених збурень.

Здійснюється аналіз (блок №9) на предмет виникнення особливої ситуації у контурах локальних ТП нижнього рівня (рівень 1). Якщо так, то викликається процедура системи підтримки прийняття рішень (СППР, блок №10, рис. 5.2) з параметром – рівень 1, після чого виконується зациклення на блок №4. У протилежному випадку виконується схожа процедура у наступному операторі.

Якщо особлива ситуація виникла у підсистемах середнього рівня (рівень 2 – керування стадією збагачення) або одночасно на нижньому та середньому рівнях – виконується виклик процедури СППР з відповідними параметрами (блок 11).

Повний узагальнений алгоритм роботи системи підтримки прийняття рішень для ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів наведено на рис. 5.2. Цей алгоритм містить такі етапи.

Блоки 2 та 4 аналізують і здійснюють регулювання першого (локальні ТП) чи другого (окремі стадії) рівнів ІСК.

У разі необхідності переналаштування локальних контурів у блоці №3 здійснюється процедура повторної параметризації відповідних нейроконтролерів та нейроемуляторів для кожного окремого ТП (наприклад, подрібнення, класифікація, магнітна сепарація тощо).

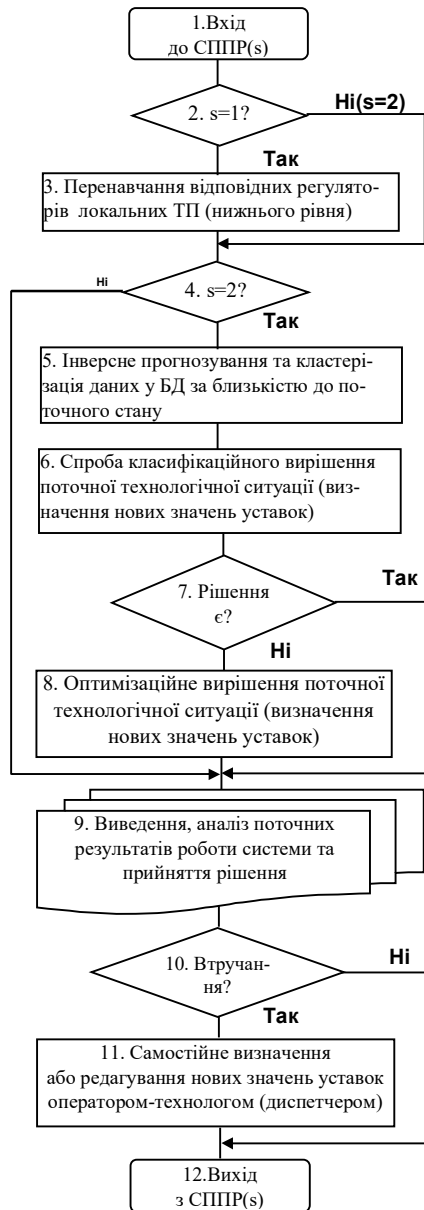


Рис. 5.2. Алгоритм роботи системи підтримки прийняття рішень

Таке перенавчання здійснюється за методом модифікованого спеціалізованого навчання в режимі реального часу (On-Line), але, на відміну від класичного підходу, переналаштування відповідних схем (типу рис.4.2, 4.14 тощо) здійснюється не на кожному кроці, а при наявності особливого стану.

У разі необхідності переналаштування підсистем середнього рівня (АСК окремих стадій збагачення) або двох рівнів одночасно керування передається блоку №5 СППР. Тут за методом зворотного (інверсного) прогнозування на основі технології багатofакторних короткострокових нейроемулаторів (предикторів, див.3.5-3.11) здійснюється визначення актуальних значень збуджуючих впливів з переліку(2.8). Це необхідно для послідуочого визначення нових значень уставок з метою оптимізації ТП у наступних блоках 6-8.

Спочатку для вирішення такого завдання робиться спроба застосувати технологію класифікаційного керування (блок №6). Для цього застосовуються процедури кластеризації, а потім класифікації схожих ситуацій (повна статистика міститься та постійно накопичується у технологічній БД) за ознаками близькості до поточного стану. Обидві процедури здійснюються із застосуванням технологій штучних нейронних мереж. Якщо задовільне класифікаційне вирішення не існує (аналізується оператором у блоці №7), то така ситуація вважається навчальною (просто фіксується у БД), керування передається блоку №8.

У блоці №8 здійснюється багатofакторна глобальна оптимізація поточної математичної моделі ТП, яка представлена у вигляді складної нейронної мережі та параметризована (такі технології розглянуто у попередньому розділі 3). В якості базових методів для такої оптимізації обрано еволюційні підходи на основі застосування генетичних алгоритмів.

Процедури реалізації етапів оптимізації та класифікації буде розглянуто більш докладно в подальшому.

Решта блоків №9-11 служать для прийняття рішення щодо подальшого ведення ТП. Причому передбачена можливість як автоматичного прийняття рішення засобами ІСК, так і автоматизованого за участю людини-оператора (технолога, диспетчера РЗФ тощо). Останнє може здійснюватися шляхом уведення, редагування або

прямого вибору необхідних значень режимних показників та уставок.

### 5.2. Дослідження властивостей обумовленості завдання оптимізації

Для оцінки складності оптимізації багатовимірних функціоналів типу (2.12), (3.6)-(3.11) необхідно встановити – чи є таке завдання погано обумовленим. Результат такого аналізу визначає ефективність застосування обраного методу глобальної оптимізації. На обумовленість багатofакторного завдання найбільше впливають такі фактори: наявність локальних екстремумів (ярків) в області пошуку, їх кількість та розмірність, випуклість та гладкість цільової функції тощо [171].

Здійснимо оцінку обумовленості завдання глобальної оптимізації багатofакторної функції мети для умов ТП секції збагачувальної фабрики ГЗК. Припустимо, що певна стадія збагачення магнетитових кварцитів апроксимується нейронною мережею з одним прихованим шаром (рис. 5.1).

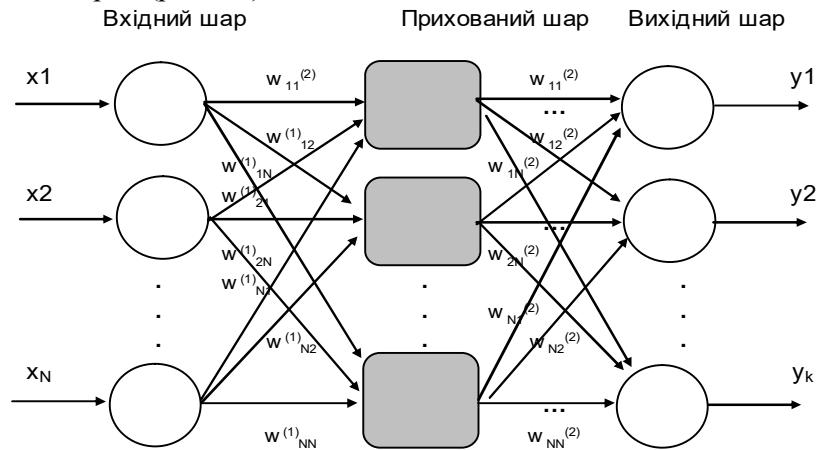


Рис. 5.3. Приклад багатoshарової нейронної мережі прямого розповсюдження для апроксимації ТП однієї стадії збагачення

Якщо застосовується функція активації сигмоїдального типу (1.5) для всіх типів шарів, то згідно з (2.12) математичний вираз нейромережі має такий вигляд:

$$y_i(\theta) = F_i \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{ij} f_j \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{lj} + w_{j0} \right] + W_{i0} \right) = \left( 1 + \text{Exp} \left[ -a \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{ij} \left( 1 + \text{Exp} \left[ -a \left( \sum_{l=1}^n x_l w_{lj} + w_{j0} \right) \right] \right)^{-1} + W_{i0} \right) \right] \right)^{-1}, \quad (5.1)$$

де  $F_i(s) = f_j(s) = \varphi(s) = 1/(1 + \text{Exp}(-as))$  - загальний вираз для функції активації сигмоїдального типу для вихідного, прихованого та вхідного шарів мережі;

$y_i$  – значення сигналу на виході мережі;

$n_h$  – кількість нейронів прихованого шару;

$n$  – розмірність вектору входів;

$\theta$  – вектор параметрів нейромережі, що вимагають настроювання (містить вагові коефіцієнти та нейронні зсуви  $w_{jl}, W_{ij}$ );

$f_j(x)$  – значення функції активації нейронів для вхідного та прихованого шарів;

$F_i(x)$  – значення функції активації нейронів вихідного шару.

Тоді на підставі виразу технологічного критерію типу (2.7) для однієї визначеної стадії можемо сформулювати цільовий функціонал для подальшої оптимізації у вигляді:

$$J(Q_i, \beta_i, \beta_{XB_i}) = \begin{cases} Q_i \rightarrow \max \\ \beta_i^{\min} \leq \beta_i \leq \beta_i^{\max} \\ \beta_{XB_i}^{\min} \leq \beta_{XB_i} \leq \beta_{XB_i}^{\max} \end{cases} \Rightarrow \quad (5.2)$$

$$J(y_1, y_2, y_3) = \begin{cases} y_1 \rightarrow \max \\ b_1 \leq y_2 \leq b_2 \\ c_1 \leq y_3 \leq c_2 \end{cases}$$

де  $i$  – номер обраної стадії збагачення;

$Q_i$  – продуктивність відповідної стадії;

$y_1$  – віднормоване значення продуктивності стадії із застосуванням залежностей (2.9), (2.10);

$\beta_i, \beta_{XB_i}$  – відповідно якість вихідного продукту та хвосту обраної стадії;

$\beta_i^{\min}, \beta_i^{\max}, \beta_{XB_i}^{\min}, \beta_{XB_i}^{\max}$  – відповідно мінімальні та максимальні обмеження на параметри якості промпродукту та втрати у хвостах за стадіями;

$b_1, b_2, c_1, c_2$  – аналогічні обмеження на якість промпродукту та втрати у хвостах, віднормовані із застосуванням залежностей (2.9), (2.10).

З урахуванням виразу (5.1) функцію мети можливо представити як завдання оптимізації з чотирма умовами

$$J(y_i) = \begin{cases} y_i = \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{ij} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{lj} + w_{j0} \right] \right) \right) \right) + W_{i0} \right) \right)^{-1} \\ y_1 \rightarrow \max \\ y_2 - b_1 \geq 0, y_2 - b_2 \leq 0 \\ y_3 - c_1 \geq 0, y_3 - c_2 \leq 0. \end{cases} \quad (5.3)$$

Для усунення зазначених обмежень та вирішення такого оптимізаційного завдання необхідно застосувати метод штрафних функцій або метод модифікованих функцій Лагранжа [171, 194, 287, 288]. Разом з тим, як показано в [171], використання зазначених підходів призводить лише до погіршення властивостей обумовленості. Тому для оцінки обумовленості вираз (5.3) на першому етапі можна спростити (проаналізувати без урахування обмежень)

$$J(y_1) = \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{ij} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{lj} + w_{j0} \right] \right) \right) \right) + W_{i0} \right) \right)^{-1} = \quad (5.4)$$

$$= \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{1j} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{lj} + w_{j0} \right] \right) \right) \right) + W_{10} \right) \right)^{-1} \rightarrow \max.$$

У випадку, якщо завдання пошуку глобального екстремуму типу (5.4) є погано обумовленим, то, відповідно, стосовно більш загального та складного (за рахунок необхідності урахування обмежень) завдання (5.3) необхідно зробити аналогічні висновки. Інакше необ-

хідно додатково окремо перевірити обумовленість повного оптимізаційного завдання (5.3).

Згідно з [171] прямий метод обчислення обумовленості завдання оптимізації ґрунтується на обчисленні матриці Гессе (Гесіану) для функціонала мети (тобто другої похідної  $J''(x)$ ) та знаходження повної множини власних значень. При цьому, якщо  $J''(x) > 0$ , то справедливим є такий вираз

$$\eta(x) = \text{cond}[J''(x)] = \frac{\max \lambda_i(x)}{\min \lambda_i(x)}, \quad i = \overline{1, N_\lambda}, \quad (5.5)$$

де  $\eta(x)$  - локальна ступінь яружності (наявності багатьох екстремумів) у точці  $(x)$ ;

$\text{cond}[J''(x)]$  - спектральне число обумовленості матриці Гесіану  $J''(x)$ ;

$\lambda_i(x)$  - значення власних чисел матриці в точці  $(x)$ ;

$N_\lambda$  - повна кількість власних чисел.

Критерієм обумовленості завдання оптимізації є вираз

$$\log_2 \eta > \varepsilon_m, \quad (5.6)$$

де  $\varepsilon_m$  - довжина розрядної сітки обчислювальної машини (для більшості сучасних мов програмування високого рівня максимальна точність розрахунків реалізується двома типами Double/Extended: діапазон значень розрядної сітки у межах 5,0e-324...1,7e+308/3,4e-4932...1,1e+4932 відповідно; кількість цифр мантиси – 15/19 знаків; обсяг необхідної оперативної пам'яті – 8/10 байт [143, 260]).

Виконання умови (5.6) дозволяє класифікувати завдання оптимізації як погано обумовлене.

Вектор градієнту для функції мети (5.4) дорівнює:

$$J'(x) = \left[ \frac{\partial J}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial J}{\partial x_n} \right] = [J_0 J_1, \dots, J_0 J_n] = [J_0 J_i], \quad (5.7)$$



де

$$J_0 = - \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{1j} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{1j} + w_{j0} \right] \right) \right) + W_{10} \right) \right) \right)^{-2}$$

;

$$J_i = \frac{\partial}{\partial x_i} \left[ 1 + \text{Exp} \left( -a \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{1j} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{1j} + w_{j0} \right] \right) \right) + W_{10} \right) \right) \right]' =$$

$$= \text{Exp} \left( -a \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{1j} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{1j} + w_{j0} \right] \right) \right) + W_{10} \right) \right) \times$$

$$\times \left( -a \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{1j} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{1j} + w_{j0} \right] \right) \right) + W_{10} \right) \right)^{-1} =$$

$$= \text{Exp} \left( -a \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{1j} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{1j} + w_{j0} \right] \right) \right) + W_{10} \right) \right) \times$$

$$\times \left( -a \sum_{j=1}^{n_h} W_{1j} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{1j} + w_{j0} \right] \right) \right) \right)^{-1} =$$

$$= \text{Exp} \left( -a \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{1j} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{1j} + w_{j0} \right] \right) \right) + W_{10} \right) \right) \times$$

$$\times \left( -a^2 \sum_{j=1}^{n_h} W_{1j} \left( 1 + \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{1j} + w_{j0} \right] \right) \right) \right)^{-2} \cdot x_i w_{1j} \times$$

$$\times \text{Exp} \left( -a \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{1j} + w_{j0} \right] \right).$$

Матриця Гессе для функції мети типу (5.4) визначається на підставі вектору градієнту як

$$J''(x) = \left[ \frac{\partial J}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial J}{\partial x_n} \right]' = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 J}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 J}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 J}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 J}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 J}{\partial x_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 J}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial^2 J}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 J}{\partial x_n \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 J}{\partial x_n^2} \end{bmatrix} =$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{\partial [J_0 J_1]}{\partial x_1} & \frac{\partial [J_0 J_1]}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial [J_0 J_1]}{\partial x_n} \\ \frac{\partial [J_0 J_2]}{\partial x_1} & \frac{\partial [J_0 J_2]}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial [J_0 J_2]}{\partial x_n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial [J_0 J_n]}{\partial x_1} & \frac{\partial [J_0 J_n]}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial [J_0 J_n]}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{11}, J_{12}, \dots, J_{1n} \\ J_{21}, J_{22}, \dots, J_{2n} \\ \dots \\ J_{n1}, J_{n2}, \dots, J_{nn} \end{bmatrix}, \quad (5.8)$$

$$\text{де } J_{ij} = \frac{\partial [J_0 J_i]}{\partial x_j}, \quad i = \overline{1, n}; j = \overline{1, n}.$$

За визначенням власні числа матриці типу (5.8) визначаються як корні рівняння

$$|J''(x) - \lambda E| = 0,$$

де  $E$  - одинична діагональна матриця розмірності  $n \times n$ .

З урахуванням (5.8) отримуємо

$$\begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} & \dots & J_{1n} \\ J_{21} & J_{22} & \dots & J_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ J_{n1} & J_{n2} & \dots & J_{nn} \end{bmatrix} - \lambda \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (J_{11} - \lambda) & J_{12} & \dots & J_{1n} \\ J_{21} & (J_{22} - \lambda) & \dots & J_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ J_{n1} & J_{n2} & \dots & (J_{nn} - \lambda) \end{bmatrix} = 0. \quad (5.9)$$

Після розкриття визначника (5.9) отримуємо характеристичне рівняння типу

$$a_1 \lambda^n + a_2 \lambda^{n-1} + \dots + a_n \lambda + a_{n+1} = 0, \quad (5.10)$$

де  $a_i, i = \overline{1, n+1}$  - певні коефіцієнти, що розраховуються не підставі мінорів визначника (5.10).

У подальшому здійснюється чисельне вирішення характеристичного рівняння (5.10) з обраною точністю  $\varepsilon_\lambda$ . При цьому відбираються корні  $\lambda > 0$ . Максимальне та мінімальне значення таких корнів підставляються до виразу критерію (5.6). Після розрахунку значення критерію робиться висновок про обумовленість завдання глобальної оптимізації.

Методику визначення ступеню обумовленості завдання оптимізації функції мети типу (5.4) можна представити у вигляді алгоритму (рис. 5.3).

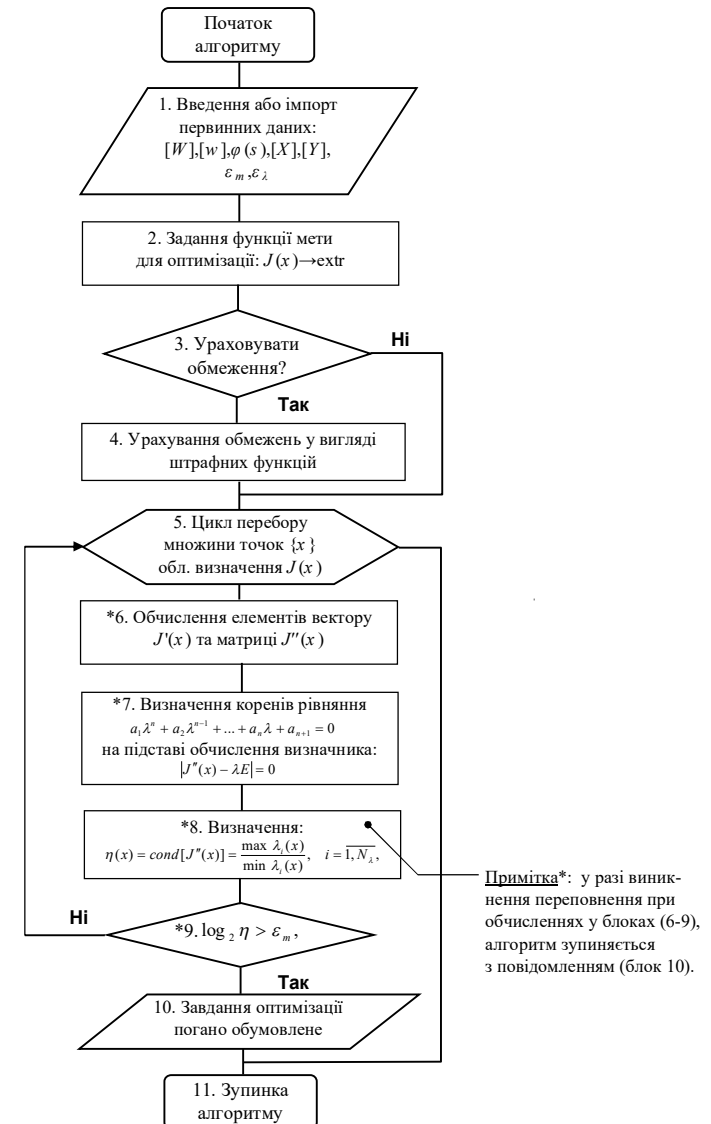


Рис. 5.4. Узагальнений алгоритм визначення обумовленості нейромережевої функції мети

Розрахунки, виконані за алгоритмом (рис. 5.4) з параметризацією лише першої стадії ТП збагачення дозволяють зробити висновки про погану обумовленість завдання глобальної оптимізації навіть для функції мети типу (5.4). Окремі результати та оцінка таких розрахунків наведені на рис. 5.5-5.6.

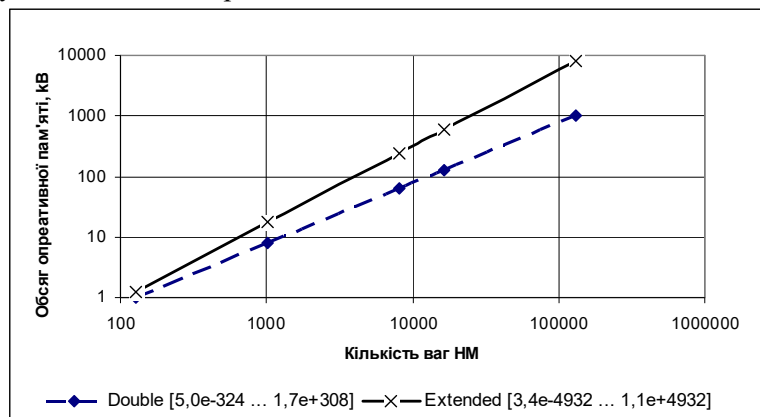


Рис. 5.5. Залежність між обсягом утилізації оперативної пам'яті та кількістю ваг нейромережі

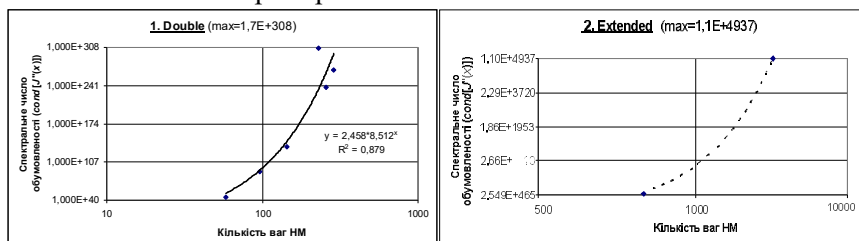


Рис. 5.6. Показники обумовленості завдання оптимізації нейромережевої функції мети для ТП збагачення за різних граничних параметрів розрядної сітки ЕОМ:

- 1 – тренд на підставі застосування типу даних Double;
- 2 – екстраполяція тренду з використанням Extended.

Аналіз рис 5.6 показує, що при застосуванні 8-байтового типу даних Double з мантисою в 15 знаків максимальне значення спектрального числа обумовленості ( $1,7E+308$ ) досягається вже при кількості ваг нейромережі меншої за 1000. При подальшому збільшенні

ваг НМ з 1000 до 10000 досягається граничне значення для типу Extended ( $1,1E+4937$ ).

Отже, проведені дослідження дозволяють стверджувати, що завдання глобальної оптимізації параметрів ТП збагачення для однієї або декількох стадій з використанням нейромережевої функції мети (з використанням та без використання обмежень) є погано обумовленим. Зазначене говорить про обмежені можливості застосування традиційних методів багатofакторної оптимізації (зокрема, градієнтних) [171]. Для успішного вирішення подібного завдання необхідно застосування методів стійких до умов багатоекстремальності функції мети.

### 5.3. Реалізація способу інтелектуального керування ТП із застосуванням оптимізації на основі еволюційних підходів

Наведені вище дослідження довели, що завдання оптимізації цільової функції на основі НМ в умовах збагачувальної технології, як і більшість реальних задач багатofакторної оптимізації, є багатоекстремальним та погано обумовленим. Тому всі класичні методи оптимізації, що ґрунтуються на використанні градієнта цільової функції, не можуть гарантувати знаходження найкращого рішення [148, 149, 193].

Численні дослідження, довели, що ГА є одним з кращих з існуючих методів, що забезпечують вирішення багатомірних та багатоекстремальних завдань глобальної оптимізації в умовах нестаціонарності та нелінійності [190]. Дослідження [60, 309] підтвердили доцільність застосування підходу на основі процедури з ГА гапліодної версії для оптимізації керування в умовах процесів збагачувальної технології.

Розглянемо принципи застосування ГА для оптимізації багатовимірної функції мети, яку сформовано у процесі нейромережевої ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів. Така функція, як вже зазначалося, у загальному випадку має вигляд (2.11), (5.3) або (5.4). Використуємо підхід застосування генетичних алгоритмів, що запропонований авторами [10, 138].

Таке завдання нелінійного програмування із застосуванням ГА узагальнено формулюється як:

$$f(\chi^*) = \min_{\chi \in X} f(\chi), \quad (5.11)$$

де  $\chi \in \mathfrak{R}$  – вектор координат точки пошуку;

$\chi^*$  – оптимальне рішення;

$X$  – область пошуку.

Вважається, що всі можливі обмеження у вигляді рівностей або нерівностей вже враховані в цільовій функції у вигляді згортки критеріїв, за допомогою методу штрафних функцій або іншим чином. В якості критеріїв та обмежень при оптимізації будемо розглядати вирази (2.1-2.2). Для спрощення будемо вважати, що функція мети включатиме лише фактори, що входять до складу зазначених критеріїв (продуктивність, якість, втрати корисного у хвостах). Хоча аналогічна методика може бути застосована і для більшої (реальної) кількості чинників. При чому незалежно від вибору головного критерію відомо [287, 288], що завдання мінімізації та максимізації еквівалентні. Тобто

$$\min f(\chi) = \max \{-f(\chi)\},$$

де  $f(\chi)$  – функція мети, яка підлягає оптимізації.

Крім того, припустимо, що цільова функція  $f$  може приймати лише позитивні значення; в протилежному випадку слід додати певне постійне значення, наприклад,

$$\max f(\chi) = \max \{f(\chi) + C\},$$

де  $C$  – константа.

Можливе вирішення задачі (5.11) представляється в ГА у вигляді особи  $\{\chi, f(\chi)\}$ . Вона включає до себе вектор  $\chi(\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_l)$ , що закодований у  $l$  лінійних хромосомах (одна на кожному координату), а також відповідне значення цільової функції  $f(\chi)$ .

Отже, завдання полягає у максимізації функції  $k$  змінних  $f(\chi_1, \dots, \chi_k)$ ; при цьому кожна змінна  $\chi_i (i = \overline{1, k})$  приймає значення у межах області  $D_i = [a_i, b_i]$  та  $f(\chi_1, \dots, \chi_k) > 0$  для кожного  $\chi_i \in D_i$ .

Встановимо необхідну точність оптимізації для функції  $f(\chi)$ : 2 знаки після коми. Тоді кожна область  $D_i$  повинна бути розділена на  $(b_i - a_i) \times 10^2$  однакових відрізків.

Позначимо через  $m_i$  найменше число, що задовольняє нерівності

$$(b_i - a_i) \times 10^6 \leq 2^{m_i} - 1.$$

Тоді кожна змінна  $\chi_i$  кодується як бінарний рядок довжиною  $m_i$ , що відповідає заданій точності.

Кожна хромосома (потенційне рішення) представляється бінарним рядком довжиною  $m = \sum_{i=1}^k m_i$ . У цьому рядку перші  $m_1$  бітів по-

значають  $\chi_1$  з діапазону  $[a_1, b_1]$ , другі  $m_2$  – з діапазону  $[a_2, b_2]$  і т.д. У підсумку хромосома має такий вигляд

$$\underbrace{010101}_{m_1} \underbrace{1110001}_{m_2} \dots \underbrace{111100}_{m_k}.$$

Задамо, крім того, розмір популяції  $M$  (число хромосом).

Далі робота ГА здійснюється відповідно до алгоритму (рис. 5.7).

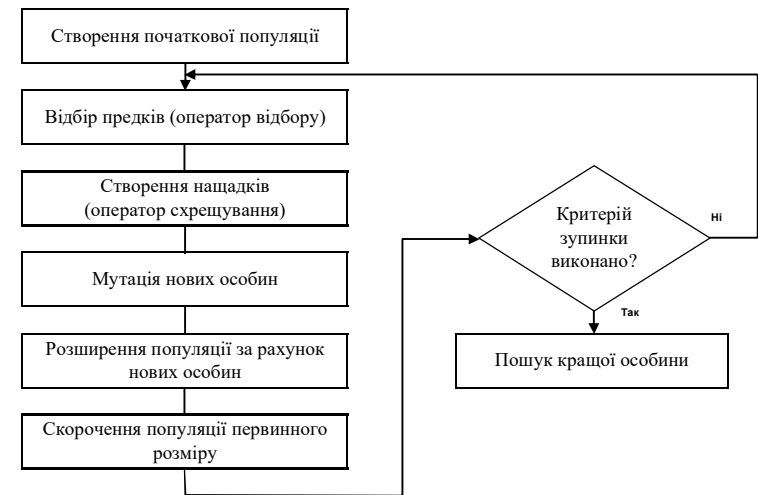


Рис. 5.7. Блок-схема роботи генетичного алгоритму (ГА)

Основні етапи наведеного вище алгоритму такі:

- у кожній генерації оцінюється кожна хромосома на предмет її придатності з використанням функції  $f$  на декодованому наборі змінних;
- відбирається нова популяція з урахуванням розрахованої придатності;
- за допомогою операторів схрещування й мутації хромосоми комбінуються в нову популяцію.

Після деякого числа генерацій, коли не спостерігається поліпшення популяції, краща хромосома представляє оптимальне (можливо, глобальне) рішення. Можлива також примусова зупинка алгоритму після фіксованого числа ітерацій.

Розглянемо деякі кроки більш докладно.

### 1. Селекція.

Для процесу селекції служить рулетка (генератор випадкових чисел [218, 219]) з розмірами секторів, пропорційних придатності кожного рядка. Розробка такої рулетки складається з наступних кроків:

- обчислюється придатність  $\mu(a_j)$  для кожної хромосоми  $a_j$ ,  $j = \overline{1, M}$ ;
- знаходиться загальна функція придатності всієї популяції

$$F = \sum_{j=1}^M \mu(a_j);$$

- визначається ймовірність вибору  $p_j$  для кожної хромосоми  $a_j$

$$p_j = m(a_j)/F;$$

- обчислюється кумулятивна (накопичена) імовірність  $q_j$  для кожної хромосоми

$$q_j = \sum_{j=1}^{j^*} p_j.$$

Процес селекції заснований на обертанні колеса  $M$  раз, і щораз відбирається одна хромосома в нову популяцію в такий спосіб:

- генерується випадкове число  $r$  з діапазону  $[0, 1]$ ;
- якщо  $r < q_1$ , то вибирається перша хромосома  $a_1$ ; у протилежному випадку відбирається  $j$ -та хромосома  $a_j (2 \leq j \leq M)$  таким чином, щоб  $q_{j-1} < r \leq q_j$ .

Очевидно, що деякі хромосоми будуть обрані більше ніж один раз. Кращі хромосоми дають більше копій, середні - залишаються

незмінними, погані - вмирають. Нові рішення на цьому етапі не створюються.

### 2. Схрещування.

Задається ймовірність схрещування  $p_c$ . Очікуване число хромосом, які піддаються схрещуванню, становить  $p_c \times M$ .

Для кожної хромосоми з нової популяції:

- генерується випадкове число  $r$  з діапазону  $[0, 1]$ ;
- якщо  $r < p_c$ , то дана хромосома вибирається для схрещування.

У такий спосіб відбираються особини для схрещування. Вибір точки схрещування теж випадковий. Генерується випадкове число  $s$  з діапазону  $[1 \dots (m - 1)]$  ( $m$  — довжина хромосоми). Це число  $s$  означає точку схрещування.

У підсумку дві хромосоми  $(b_1 b_2 \dots b_s b_{s+1} \dots b_m)$  і  $(c_1 c_2 \dots c_s c_{s+1} \dots c_m)$  замінюються парою нащадків  $(b_1 b_2 \dots b_s c_{s+1} \dots c_m)$  і  $(c_1 c_2 \dots c_s b_{s+1} \dots b_m)$ .

### 3. Мутація.

Задається ймовірність мутації  $p_m$ . Очікуване число змінених бітів складе  $p_m \times m \times M$ . Кожен біт у всіх хромосомах у всій популяції має рівний шанс піддатися мутації, тобто змінитися з 0 на 1, або навпаки. Це здійснюється в такий спосіб:

- генерується випадкове число  $r$  з діапазону  $[0, 1]$ ;
- якщо  $r < p_m$  то біт змінюється.

Після відбору, схрещування й мутації нова популяція готова для подальшого оцінювання. Отримані оцінки використовуються для побудови нової рулетки із секторами, пропорційними поточним значенням функції придатності. Інша частина еволюції представляє собою циклічне повторення процесу.

Скористаємося наведеними поясненнями для вирішення завдання оптимізації цільової функції, яку отримано в результаті нейромережевої ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів (на прикладі показників переділу 2-ї стадії 14 секції РЗФ-2 Південного ГЗК). Для цього візьмемо за основу критерій (2.1). Тоді завдання оптимізації у спрощеній формі зводиться до знаходження максимуму функції:

$$f(\chi_1, \chi_2) = Q(\beta, \beta_x) \rightarrow \max,$$

де  $Q$  – продуктивність секції збагачення, т/год.;  
 $\beta$  – якість проміжного продукту ТП на виході секції за вмістом корисного компонента (заліза загального), %;  
 $\beta_x$  – загальні втрати корисного у хвостах, %.

Крім того прийємо: інтервали зміни аргументів функції мети  $40,2 < \beta < 55,3$  та  $9,7 < \beta_x < 11,4$ ; розмір популяції  $M=20$ ; ймовірності схрещування  $p_c=0,25$ ; ймовірності мутації  $p_m=0,25$ .

Припустимо, що необхідна точність становить 4 цифри після коми для кожної змінної. Тоді діапазон для змінної  $x_1$ , що становить 15,1%, повинен бути розділений на  $15,1 \times 10000$  рівних відрізків. Це означає, що для першої частини хромосоми буде потрібно 18 бітів, тому що

$$2^{17} < 151000 < 2^{18}.$$

Для другої змінної  $x_2$  з діапазоном, рівним 1,7%, умова встановленої точності вимагає, щоб весь діапазон був розділений на  $1,7 \times 10000$  рівних відрізків. Таким чином, для цієї змінної необхідно 15 бітів, оскільки

$$2^{14} < 17000 < 2^{15}.$$

Загальна довжина хромосоми (вектор потенційного рішення) складе  $m = 18 + 15 = 33$  бітів, з яких перші 18 кодують першу змінну, а ті 15, що лишилися — другу змінну. Розглянемо, наприклад, такий рядок

(010001001011010000 111110010100010).

Перші 18 бітів визначають таке значення змінної  $x_1$

$$\begin{aligned} x_1 &= 40,2 + \text{decimal}(010001001011010000)_2 \otimes \frac{55,3 - 40,2}{2^{18} - 1} = \\ &= 40,2 + 70352 \otimes \frac{15,1}{262143} = 40,2 + 4,05 = 44,25. \end{aligned}$$

Останні 15 бітів, декодовані за аналогією з вищенаведеним рівнянням, дають для змінної  $x_2$  значення, що дорівнює 11,35. Таким чином, хромосома (010001001011010000 111110010100010) відповідає  $(x_1, x_2) = (44,25; 11,35)$ , що визначає для цільової функції таке значення  $f(x_1, x_2) = f(44,25; 11,35) = 180,24$ .

Створимо початкову популяцію, що складається з 20 рядків, у кожній з яких значення 33 бітів ініціюються випадковим способом.

Прийємо, що після ініціювання отримана популяція, яка наведена в табл. 5.1.

Таблиця 5.1

Початкова популяція для оптимізації

Номер	Рядки із закодованими хромосомами
1	100110100000001111111010011011111
2	111000100100110111001010100011010
3	000010000011001000001010111011101
4	100011000101101001111000001110010
5	000111011001010011010111111000101
6	000101000010010101001010111111011
7	001000100000110101111011011111011
8	100001100001110100010110101100111
9	010000000101100010110000001111100
10	000001111000110000011010000111011
11	011001111110110101100001101111000
12	110100010111101101000101010000000
13	111011111010001000110000001000110
14	010010011000001010100111100101001
15	111011101101110000100011111011110
16	110011110000011111100001101001011
17	011010111111001111010001101111101
18	011101000000001110100111110101101
19	000101010011111111110000110001100
20	101110010110011110011000101111110

Тепер необхідно декодувати кожну хромосому й обчислити функцію придатності кожного рядка (визначається шляхом обчислення відповідних значень функції, що оптимізується). Після декодування одержуємо результат, показаний у табл. 5.2.

З отриманих даних видно, що друга хромосома має найменшу придатність, а хромосома  $a_{15}$  — найбільшу.

Перейдемо до конструювання рулетки, необхідної для процесу селекції. Загальна придатність всієї популяції становить величину

$$F = \sum_{j=1}^{20} \mu(a_j) = 3450,64.$$

Таблиця 5.2

Початкова популяція для оптимізації

Номер рядка	Функція	Придатність
1	$f(49,28;11,25)$	231,51
2	$f(53,55;9,98)$	67,47
3	$f(40,68;9,99)$	173,74
4	$f(48,48;11,19)$	154,87
5	$f(41,94;10,33)$	225,54
6	$f(41,39;9,99)$	161,10
7	$f(42,21;11,28)$	142,59
8	$f(48,11;10,30)$	159,77
9	$f(44,00;10,98)$	143,48
10	$f(40,65;10,39)$	189,32
11	$f(46,33;10,60)$	208,37
12	$f(52,56;9,84)$	133,60
13	$f(54,33;10,98)$	243,08
14	$f(44,54;10,75)$	176,86
15	$f(54,29;10,65)$	267,56
16	$f(52,41;10,59)$	212,37
17	$f(46,57;10,17)$	121,85
18	$f(47,04;10,76)$	137,16
19	$f(41,45;11,00)$	178,82
20	$f(51,14;10,36)$	121,58

Ймовірності вибору  $p_j$  для кожної хромосоми відповідно до вказаного правила наведені в табл. 5.3.

Кумулятивні ймовірності для кожної хромосоми наведені в табл. 5.4.

Далі необхідно зробити 20 обертів рулетки, щораз відбираючи єдину хромосому для нової популяції. Нехай випадкова послідовність 20 чисел з діапазону  $[0, 1]$  має вигляд, показаний у табл. 5.5.

Перше число  $r_1$ , більше, ніж  $q_{10}$  і менше, ніж  $q_{11}$ , тому для нової популяції вибирається хромосома  $a_{11}$ ; друге число  $r_2$  більше, ніж  $q_3$  і менше, ніж  $q_4$ , отже, другим для нової популяції вибирається рядок  $a_4$  і т.д.

Остаточна нова популяція має вигляд, наведений у табл. 5.6.

Таблиця 5.3

Значення ймовірностей кожної хромосоми

Рядок	Ймовірність $p_j$	Рядок	Ймовірність $p_j$
1	0,067	11	0,060
2	0,019	12	0,038
3	0,050	13	0,070
4	0,044	14	0,051
5	0,065	15	0,077
6	0,046	16	0,061
7	0,041	17	0,035
8	0,046	18	0,039
9	0,041	19	0,051
10	0,054	20	0,035

Таблиця 5.4

Кумулятивні ймовірності кожної хромосоми

Рядок	Ймовірність $q_j$	Рядок	Ймовірність $q_j$
1	0,067	11	0,538
2	0,086	12	0,577
3	0,137	13	0,647
4	0,181	14	0,698
5	0,247	15	0,776
6	0,293	16	0,837
7	0,335	17	0,873
8	0,381	18	0,912
9	0,423	19	0,964
10	0,478	20	1,000

Таблиця 5.5

Випадкові числа з діапазону [0, 1]

0,513	0,175	0,308	0,534	0,947
0,171	0,702	0,226	0,494	0,424
0,703	0,389	0,227	0,368	0,983
0,005	0,765	0,646	0,767	0,780

Як видно з табл. 5.6, гірша в початковій популяції (рядок 2) після селекції не потрапила в наступну генерацію, а краща в початковій популяції (рядок 15) з'явилася в новій популяції три рази.

Таблиця 5.6

Нова популяція хромосом ГА

Новий номер рядка	Хромосома	Старий номер рядка
1	01100111110110101100001101111000	11
2	100011000101101001111000001110010	4
3	00100010000011010111101101111011	7
4	01100111110110101100001101111000	11
5	00010101001111111110000110001100	19
6	100011000101101001111000001110010	4
7	111011101101110000100011111011110	15
8	00011101100101001101011111000101	5
9	01100111110110101100001101111000	11
10	000010000011001000001010111011101	3
11	111011101101110000100011111011110	15
12	010000000101100010110000001111100	9
13	00010100001001010100101011111011	6
14	100001100001110100010110101100111	8
15	101110010110011110011000101111110	20
16	100110100000001111111010011011111	1
17	000001111000110000011010000111011	10
18	111011111010001000110000001000110	13
19	111011101101110000100011111011110	15
20	110011110000011111100001101001011	16

Наступним кроком у проведенні ГА є схрещування. Застосуємо його до отриманої нової популяції. Задана ймовірність схрещування становить величину  $p_c = 0,25$ , тому в середньому повинне піддатися схрещуванню 25% вихідних хромосом. Тут робимо в такий спосіб: для кожної хромосоми в новій популяції генеруємо випадкове число  $r$  з діапазону [0,1]; якщо  $r < 0,25$ , то вибираємо дану хромосому для схрещування.

Таблиця 5.7

Випадкові числа з діапазону [0, 1] для процедури схрещування

0,82	0,15	0,62	0,31
0,91	0,51	0,40	0,60
0,03	0,86	0,16	0,67
0,58	0,38	0,20	0,35

Припустимо, що послідовність випадкових чисел визначено з табл. 5.7.

З табл. 5.7 помітно, що для схрещування відбираються хромосоми з номерами 2,11,13 й 18, оскільки значення випадкових чисел на цих позиціях менше, ніж 0,25. Відзначимо, що в цьому випадку число відібраних хромосом вийшло парним, тому легко скласти батьківські пари. У протилежному випадку необхідно додати або забрати одну хромосому. Состав батьківських пар також випадковий, наприклад, у якості однієї такої пари виберемо рядки  $a_2$ ,  $a_{11}$  й іншої — рядки  $a_{13}$ ,  $a_{18}$ . Для кожної із цих двох пар генеруємо випадкове число  $s$  з діапазону [1,32] (нагадаємо, що 33 - загальне число бітів у хромосомі), що визначає положення точки схрещування. Для першої пари це число складе 9, а для другої - 20.

Перша пара хромосом

$a_2 = 100011000|101101001111000001110010$ ;  
 $a_{11} = 111011101|101110000100011111011110$ ,  
 після схрещування дає таку пару нащадків:

$a_2^* = 100011000|101110000100011111011110$ ;  
 $a_{11}^* = 111011101|101101001111000001110010$ .  
 Друга пара хромосом

$a_{13} = 00010100001001010100|101011111011$ ;



$a_{18} = 1110111101000100011|0000001000110$ ,  
у результаті схрещування дає таку пару нащадків:

$a_{13}^* = 00010100001001010100|0000001000110$ ;  
 $a_{18} = 1110111101000100011|101011111011$ .

Після схрещування популяція приймає вигляд, наведений у табл. 5.8.

Розглянемо роботу оператора мутації, що виконується на побітовій основі. Задана ймовірність мутації  $p_m = 0,01$ , тому очікуване число бітів, які підлягають мутації, складе 1 % від загального числа бітів у популяції. В останній є  $33 \times 20 = 660$  бітів, отже, у середньому число бітів-мутантів складе 6-7 од. Кожен біт у популяції має рівний шанс піддатися мутації, тому для кожного біта генеруємо випадкове число  $r$  з діапазону  $[0,1]$ ; якщо  $r < 0,01$ , то даний біт мутується. У цілому, необхідно розіграти 660 випадкових чисел, з яких у цьому випадку тільки 5 задовольняють необхідній умові. Положення біта й відповідне значення випадкового числа наведені в табл. 5.9.

Таблиця 5.8

Популяція хромосом після схрещування

Номер рядка	Хромосома
1	01100111110110101100001101111000
2*	100011000101110000100011111011110
3	00100010000011010111101101111011
4	01100111110110101100001101111000
5	00010101001111111110000110001100
6	100011000101101001111000001110010
7	111011101101110000100011111011110
8	00011101100101001101011111000101
9	01100111110110101100001101111000
10	000010000011001000001010111011101
11*	111011101101101001111000001110010
12	010000000101100010110000001111100
13*	000101000010010101000000001000110
14	100001100001110100010110101100111
15	101110010110011110011000101111110
16	100110100000001111111010011011111

Номер рядка	Хромосома
17	000001111000110000011010000111011
18*	11101111101000100011101011111011
19	111011101101110000100011111011110
20	110011110000011111100001101001011

Примітка: \* - схрещені хромосоми.

Таблиця 5.9

Позиція мутуемого біту у популяції

Позиція біту	Випадкове число
112	0,00021
349	0,00994
418	0,00880
429	0,00542
602	0,00283

Для визначення положення мутуемого біта в рядках популяції скористаємося табл. 5.10. Помітно, що 4 хромосоми піддалися мутації, причому один з рядків з номером 13 двічі поміняв значення бітів.

Таблиця 5.10

Положення мутуемого біту у популяції

Положення біту	Номер хромосоми	Номер біту у хромосомі
112	4	13
349	11	19
418	13	22
429	13	33
602	19	8

Остаточна популяція після операторів схрещування та мутації наведена у табл. 5.11.

Таблиця 5.11

Популяція після схрещування та мутації

Номер рядка	Хромосома	Функція придатності
1	01100111110110101100001101111000	$f(46,33;10,60)=208,37$
2*	100011000101110000100011111011110	$f(48,48;10,65)=161,99$
3	00100010000011010111101101111011	$f(42,21;11,28)=142,59$

Номер рядка	Хромосома	Функція придатності
4**	011001111110010101100001101111000	$f(46,33;10,60)=208,37$
5	00010101001111111110000110001100	$f(41,45;11,00)=178,82$
6	10001100010110100111100000110010	$f(48,48;11,19)=154,87$
7	111011101101110000100011111011110	$f(54,29;10,65)=267,56$
8	00011101100101001101011111000101	$f(41,94;10,33)=225,54$
9	011001111110110101100001101111000	$f(46,33;10,60)=208,37$
10	000010000011001000001010111011101	$f(40,68;9,99)=173,74$
11**	11101110110110100101100000110010	$f(54,29;10,34)=296,84$
12	010000000101100010110000001111100	$f(44,00;10,98)=143,48$
13**	000101000010010101000100001000111	$f(41,39;9,81)=201,96$
14	100001100001110100010110101100111	$f(48,11;10,30)=159,77$
15	101110010110011110011000101111110	$f(51,14;10,36)=121,58$
16	10011010000000111111010011011111	$f(49,28;11,25)=231,51$
17	000001111000110000011010000111011	$f(40,65;10,39)=189,32$
18*	111011111010001000111010111111011	$f(54,33;11,27)=245,57$
19**	111011111101110000100011111011110	$f(54,35;10,65)=245,66$
20	110011110000011111100001101001011	$f(52,41;10,59)=212,37$

Примітки: \* - схрещені хромосоми; \*\* - рядки, підверглися мутації; 0,1 – біти, значення яких було змінено в процесі мутації.

У цій же таблиці в останньому стовпці наведені значення функції придатності, отримані для вихідної популяції після селекції, схрещування й мутації. Кращий рядок має значення функції придатності в останній популяції  $Q_{11}=296,84$  т/год., що перевищує найбільшу величину у початковій популяції ( $Q_{15}=267,56$  т/год.). При цьому якість промпродукту не змінилася ( $\beta =54,29\%$ ), а втрати корисного у хвостах навіть незначно зменшилися ( $\beta_x =10,34\%$  проти  $10,65\%$  на початку оптимізації). Крім того, і загальна придатність дорівнює  $F=3978,28$ , що набагато перевищує аналогічну величину на початку роботи ГА. Таким чином, за один крок процедури виконання ГА вдалося значно просунути вперед на шляху пошуку максимального значення розглянутої функції. Далі необхідно знову застосувати селекцію, схрещування й мутацію, оцінити отриману генерацію з погляду її придатності й т.д. доти, поки не буде задовольнятися умова зупинки (рис. 5.7).

#### 5.4. Реалізація способу інтелектуального керування із застосуванням процедур кластеризації та нейромережевої класифікації

Застосування класифікаційного підходу при створенні систем інтелектуального керування [188] є відносно новим напрямом, що виник на основі поєднання класичної теорії розпізнавання образів [89, 150, 195-202] та сучасних технологій штучного інтелекту (нейронні мережі, нечітка логіка, еволюційні методи тощо). Як буде доведено в подальшому, при умові належного застосування сучасної обчислювальної техніки класифікаційна стратегія є достатньо потужним засобом для підвищення продуктивності роботи ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів.

Для реалізації класифікаційного алгоритму в умовах ТП збагачення застосовуємо постановку завдання згідно з [188]. Нехай заздалегідь відомі такі категорії:

1) алфавіт класів розпізнавання у вигляді множини

$$\{X_m^0 \mid m = 1, M\}, \quad (5.12)$$

який характеризує  $M$  функціональних станів ТП, при чому, нехай клас  $X_l^0$  характеризує найбільш бажаний (пошуковий) стан ТП;

2) навчальна матриця типу “об’єкт-власність”, яка характеризує  $m$ -й стан ІСК у вигляді

$$\|y_{m,i}^{(j)}\| = \begin{pmatrix} y_{m,1}^{(1)} & y_{m,2}^{(1)} & \dots & y_{m,l}^{(1)} & \dots & y_{m,N}^{(1)} \\ y_{m,1}^{(2)} & y_{m,2}^{(2)} & \dots & y_{m,l}^{(2)} & \dots & y_{m,N}^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{m,1}^{(j)} & y_{m,2}^{(j)} & \dots & y_{m,l}^{(j)} & \dots & y_{m,N}^{(j)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{m,1}^{(n)} & y_{m,2}^{(n)} & \dots & y_{m,l}^{(n)} & \dots & y_{m,N}^{(n)} \end{pmatrix}, \quad (5.13)$$

$$i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}$$

де кожний рядок є реалізацією образу  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$ , а стовбець матриці – навчальна вибірка з технологічної БД  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$ ;  $N, n$  – кількість ознак розпізнавання та випробувань (обсяг вибірки) відповідно.

Необхідно в результаті навчання побудувати розбиття простору ознак  $\Omega$  на класи розпізнавання з метою оптимізації та стабілізації функціонального стану ІСК.

У нашому випадку для ТП збагачення згідно з (2.8) простір ознак формується на основі вектора стану системи та для більшості випадків буде включати лише вхідні параметри. Тобто

$$\Omega: \bar{V} \cup \bar{U} = \{\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0, Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_\kappa, \bar{\rho}_c\}. \quad (5.14)$$

Відповідні значення вихідних показників (якісних та кількісних) при цьому визначаються за результатами співставлення ключових полів технологічної БД.

В окремих випадках для підвищення якості процедури класифікації можна застосовувати розширену множину ознак. Вона формується за рахунок додавання певної кількості вихідних показників (наприклад, якісних показників попередніх стадій збагачення)

$$\Omega^0: \{\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0, Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_\kappa, \bar{\rho}_c, \bar{\beta}_{mn}, \bar{\beta}_{xv}, \bar{\gamma}, \bar{\varepsilon}\}. \quad (5.15)$$

Також слід зазначити, що перед застосуванням процедури класифікації значення всіх технологічних параметрів необхідно нормалізувати із застосуванням залежностей (2.9-2.10).

На підставі наведеної вище постановки завдання послідує процедура інтелектуальної класифікації буде мати такі етапи.

1. Алгоритм інтелектуальної класифікації згідно з блок-схемою (рис. 5.1-5.2) починає роботу у разі виникнення особливої ситуації (стану). Такий стан фіксується, коли поточні значення вихідних показників (якісних або кількісних  $i$ -ї стадії) на поточному ( $k$ -му) кроці роботи системи  $y_i(k)$  значно відрізняються від запланованих уставок  $y_i^3(k)$ . Тобто не виконується будь-яка з таких умов (або декілька одночасно):

$$\left| y_i(k) - y_i^3(k) \right| \leq \Delta_y \Leftrightarrow \begin{cases} \left| Q_i - Q_i^3 \right| \leq \Delta_Q \\ \left| \beta_i - \beta_i^3 \right| \leq \Delta_\beta \\ \left| \beta x_i - \beta x_i^3 \right| \leq \Delta_{\beta x} \end{cases}, \quad (5.16)$$

де  $Q_i, \beta_i, \beta x_i$  – поточні значення продуктивності стадії, якості проміжного або кінцевого продукту та втрати корисного у хвостах від-

повідно. Крім того у якості подібних критеріїв можуть додатково аналогічно урахуватися показники виходу ( $\gamma_i$ ) та вилучення ( $\varepsilon_i$ ).  $Q_i^3, \beta_i^3, \beta x_i^3$  – відповідні значення уставок.  $\Delta Q, \Delta \beta, \Delta \beta x$  – максимально припустимі значення відхилень між значеннями уставок та відповідних вихідних показників.

2. Основною причиною виникнення особливих ситуацій, як вже неодноразово відзначалося, є збурюючі фактори, що обумовлені постійними коливаннями якісного складу та властивостей первинної сировини (шихти) [12, 22, 28, 112, 311-315]. Особливість полягає в тому, що зазначені впливи в умовах сучасних ГЗК практично неможливо достатньо точно вимірювати в ході ТП у режимі реального часу. Тому у більшості робіт для цього застосовано непрямі методи вимірювання, розрахунків або прогнозування [14, 15, 29, 31-33, 83, 248, 249 та ін.].

У нашому випадку в умовах ІСК використаємо метод зворотного прогнозування із застосуванням інверсних моделей короткострокових нейромережових предикторів типу (3.5)-(3.11). Для цього на підставі відомих значень вихідних показників  $y_i(k)$  (5.16), що отримані в процесі прямого вимірювання на  $k$ -му кроці роботи системи  $i$ -ї стадії, прогнозуються відповідні значення вхідних збурень на попередньому кроці  $v_i(k-1)$ . Отже, застосовуємо інверсну модель для нейромулятора (3.5) у вигляді

$$v_i(k-1) \approx \hat{v}_i(k-1) = NN^{-1} \begin{pmatrix} y_i(k), y_i(k-1), \dots, y_i(k-l_1), \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2-1), \\ v_i(k), v_i(k-1), \dots, v_i(k-l_2-1) \end{pmatrix}, \quad (5.17)$$

де у відповідності (2.8) множина впливів, що збурюють, включає такі показники:  $\bar{V} = \{\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0\}$ . В якості модельної архітектури в процесі прогнозування можливо застосовувати однокрокові предиктори типу NNARX, NNARXMAX.

Решту показників, що є режимними або керованими ( $\bar{U} = \{Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_\kappa, \bar{\rho}_c\}$ ), як вже зазначалося, визначають шляхом прямого вимірювання відповідними засобами [248].

3. Для здійснення процедури класифікації необхідно сформулювати вибірку даних для навчання (параметризації) класифікатора. Така

вибірка формується на підставі записів технологічної БД, яка постійно поповнюється в ході ТП. Тому для підвищення швидкості та якості навчання класифікатора з технологічної БД розмірністю  $M_{БД}$  записів відбирається обмежений кластер з кількістю  $K_C$  записів. У процесі роботи ІСК застосовується нейромережний класифікатор, тому обсяг вибірки для навчання можливо визначити із застосуванням виразу (2.16). Отже, з урахуванням цього розмір кластеру для класифікації в умовах ТП збагачення складе  $180 \leq K_C \leq 900$ . Якщо такої кількості інформації немає в технологічній БД (наприклад, на початку роботи ІСК), то класифікація неможлива.

Відбір зазначеної кількості елементів кластеру з технологічної БД відбувається за методом найближчих сусідів [196] на підставі аналізу векторів з мінімальним значенням радіусу Хеммінга [188]

$$\min_m \left[ d_m = \sum_{i=1}^N (x_{m,i} \oplus \lambda_i) \right], \quad (5.18)$$

де  $x_{m,i}$  –  $i$ -та координата еталонного (поточного) вектора стану  $x_m$  з (5.12);  $\lambda_i$  –  $i$ -та координата довільного вектора з технологічної БД, що є кандидатом у кластер.

Отже, в результаті успішної процедури кластеризації до навчальної вибірки (тренувального кластеру) буде відібрано  $K_C$  записів (векторів), які за критерієм (5.18) є найближчими (схожими) до поточної технологічної ситуації. При цьому в якості альтернативних методів кластеризації можна також застосувати карти Кохонена або за принципом К-середніх [52, 196].

4. Синтез та навчання класифікуючої нейронної мережі. Штучні нейромережі на сьогодні є одними з найбільш ефективних засобів для здійснення автоматичної класифікації та кластеризації завдяки достатньо гнучким можливостям навчання та властивостям узагальнення [168, 169].

Для вирішення завдання класифікації (5.12)-(5.13) створюється нейронна мережа на основі багат шарового перцептрон (рис. 5.8). Мережа містить 1-2 прихований шар, розмір яких визначається на підставі залежності (2.12) та обирається при налаштуванні схеми емпірично з діапазону  $18 \leq n_h \leq 450$  нейронів у загальній кількості.

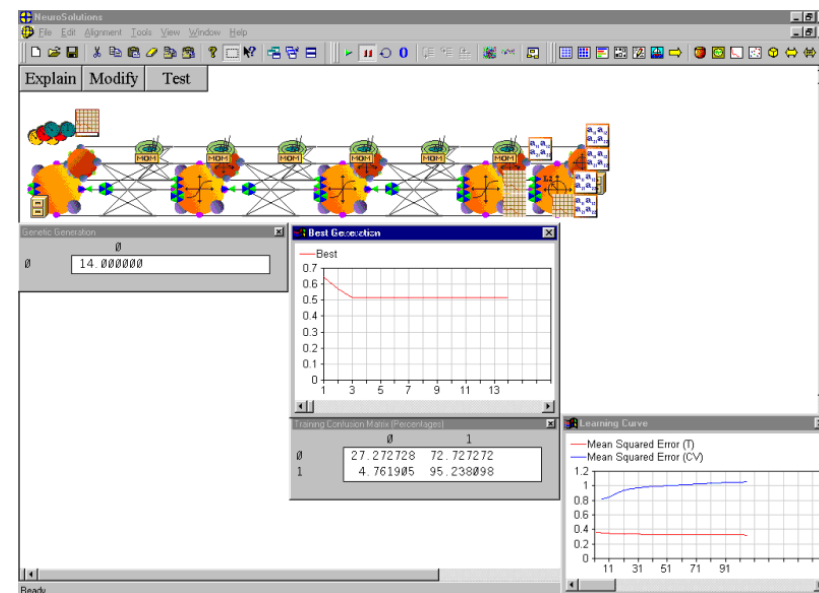


Рис. 5.8. Класифікаційна нейронна мережа ІСК, реалізована у середовищі пакету Neuro Solution

В якості алгоритму навчання у схемі (рис. 5.8) застосовано один з різновидів алгоритму із зворотнім розповсюдженням похибки. Приклад класифікації за двома довільними класами показує, що середня квадратична похибка MSE (3.17) не перевищує 0,4 абс. (1-й клас) та 1,2 абс. (2-й клас). Це говорить про достатню якість класифікації.

5. Головним завданням у ході класифікаційного вирішення (оптимізації) поточної технологічної ситуації є остаточний вибір з кластеру кращого вектора ( $X^*$ ), який задовольняє таким двом умовам:

- за вхідними ознаками найбільше відповідає поточній технологічній ситуації в кластері  $X_l^0$  на підставі постановки (5.12)-(5.13);

- за відповідними вихідними показниками з технологічної БД краще за усіх відповідає значенню глобального критерію типу (2.1).

Отже, на підставі зазначених умов отримуємо

$$X^* = \arg \operatorname{exr}_{\bar{u}(k), \bar{v}(k)} [J(y_1(k+1), y_2(k+1), y_3(k+1)) = J(Q, \beta, \beta_x)], \quad (5.19)$$

де критерій  $J(Q, \beta, \beta_X)$  обирається системою чи оператором (технологом, диспетчером РЗФ) на підставі модифікації виразу (2.1), наприклад,

$$J(Q, \beta, \beta_X) = \begin{cases} Q \rightarrow \max \\ \beta^{\min} \leq \beta \leq \beta^{\max} \\ \beta_X^{\min} \leq \beta_X \leq \beta_X^{\max} \end{cases}, \quad (5.20)$$

де  $Q$  – продуктивність на виході контрольної стадії або секції;

$\beta; \beta^{\min}; \beta^{\max}$  – вміст корисного компоненту та відповідні обмеження (мінімальне та максимальне);

$\beta_X; \beta_X^{\min}; \beta_X^{\max}$  – втрати корисного у хвостах та відповідні обмеження.

Значення виразу основного (першого) локального критерію у виразі (2.1) може змінюватися в процесі роботи ІСК за маргінальним принципом. Наприклад,  $Q \rightarrow \max, \beta \rightarrow \max, \beta_X \rightarrow \min$  при обмеженнях на решту локальних критеріїв. Отже, ідеальний клас, сформований на підставі (5.12)-(5.13) та (5.20), буде мати вигляд

$$X_l^0 : |y_{m,l}^{(j)}| = \{Q^{\max}; \beta^{\max}; \beta_X^{\min}\}, \quad (5.21)$$

де  $Q^{\max}$  – максимальне значення вихідної продуктивності у кластері.

Із урахуванням цього розподільча функція від поточного класу  $S(X_m^0)$ , що аналізується у процесі класифікації, буде мати вигляд

$$S(X_m^0) = \begin{cases} 1(\text{true}), \text{ якщо } \left| \frac{y_{m,l}^{(j)} - y_{m,i}^{(j)}}{y_{m,l}^{(j)}} \right| < \delta_{Ki} \\ 0(\text{false}), \text{ решта випадків.} \end{cases}, \quad (5.22)$$

де  $\{\delta_{Ki} | i = \overline{1, N}\}$  – граничні значення полів контрольних допусків на нормовані ознаки розпізнавання.

Після підстановки (5.21) до (5.22) отримуємо

$$S(X_m^0) = \begin{cases} 1, \left[ \left| \frac{Q^{\max} - Q}{Q^{\max}} \right| < \delta_Q \right] \wedge \left[ \left| \frac{\beta^{\max} - \beta}{\beta^{\max}} \right| < \delta_\beta \right] \wedge \left[ \left| \frac{\beta_X^{\min} - \beta_X}{\beta_X^{\min}} \right| < \delta_{\beta_X} \right] \\ 0 \end{cases}, \quad (5.23)$$

де –  $\delta_Q, \delta_\beta, \delta_{\beta_X}$  граничні нормовані значення полів контрольних допусків на відповідні ознаки розпізнавання (продуктивність, якість, втрати);

$\wedge$  – логічна операція кон'юнкції.

Функції (5.22) – (5.23) приймають лише два логічних значення: 1 (true - істина), якщо поточний клас належить (близький) до ідеального (5.21) або 0 (false) – у протилежному випадку (технологічна ситуація далека від ідеальної).

6. Прийняття остаточного рішення про придатність (або непридатність) результатів класифікації. Для успішного здійснення процедури автоматизованої нейромережевої класифікації необхідно послідовне виконання таких умов:

- кластер для параметризації (навчання) класифікуючої нейромережі повинен містити не менш ніж  $K_C$ -векторів з технологічної БД;

- при виконанні попередньої умови необхідно перевірити якість класифікації на підставі обчислення значення максимальної міри полів контрольних допусків на нормовані ознаки розпізнавання  $\{\delta_{Ki} | i = \overline{1, N}\}$ , визначених (5.13) та допустимої похибки прогнозу

$\varepsilon_{II}$ , які згідно з [188] обчислюємо як

$$\begin{cases} \max_i [\delta_{Ki}] \leq \delta_K^{\text{don}} \\ \varepsilon_{II} = |y(X^*) - y(X_l^0)| \leq \varepsilon_{II}^{\text{don}} \end{cases}, \quad (5.24)$$

де  $\delta_K^{\text{don}}, \varepsilon_{II}^{\text{don}}$  – допустимі значення полів допусків та похибки прогнозу відповідно, причому, всі аргументи нормалізовано згідно з вимогами (2.9)-(2.10).

Таблиця 5.12

Миттєва вибірка показників поточної технологічної ситуації

Технологічні показники				
№ з/п	Група	Позначення	Пояснення	Значення
1.1	1. Збурення відносно другої стадії (вихід першої)	$d_1, \%$	Гранулометричний склад промпродукта на виході 1-ї стадії збагачення за класом -0,074 мм	48,57
1.2		$Q_1, \text{т/год.}$	Переробка (продуктивність) 1-ї стадії збагачення	172,86
1.3		$\beta_{п1}(\beta_1), \%$	Масова частка (вміст) заліза загального (магнітного) в промпродукті 1-ї стадії	47,64
1.4		$\beta_{x1}, \%$	Втрати заліза (масова частка) у хвостах 1-ї стадії	12,98
1.5		$\gamma_1, \%$	Вихід заліза в промпродукті 1-ї стадії	57,85
1.6		$\varepsilon_1, \%$	Вилучення (витяг) заліза в промпродукті 1-ї стадії	85,28
2.1	2. Режимні показники та впливи керування	$C_2, \%$	Циркуляційне навантаження другої стадії	288,65
2.2		$d_2, \%$	Гранулометричний склад промпродукта на виході 2-ї стадії збагачення за класом -0,074мм	76,08
2.3		$P_{T2}, \%$	Вміст твердого (Т:Р) у млині 2-ї стадії	76,85
2.4		$\rho_{к2}, \%$ тв.	Щільність пульпи в ТП класифікації 2 ст. (гідроциклоні)	17,43
2.5		$\rho_{с2}, \%$ тв.	Щільність пульпи в процесі магнітної сепарації 2-ї стадії	20,43
2.6		$V_{м2}, \text{т/год.}$	Витрати води у млин 2-ї стадії	26,57
2.7		$V_{к2}, \text{т/год.}$	Витрати води у гідроциклоні 2-ї стадії	102,86
2.8		$V_{с2}, \text{т/год.}$	Витрати води на магнітну сепарацію 2-ї стадії	92,86
3.1	3. Вихідні показники стадії	$Q_2, \text{т/год.}$	Переробка (продуктивність) 2-ї стадії збагачення	301,46
3.2		$\beta_{п2}(\beta_2), \%$	Масова частка (вміст) заліза загального (магнітного) в промпродукті 2-ї стадії	51,15
3.3		$\beta_{x2}, \%$	Втрати заліза (масова частка) у хвостах 2-ї стадії	10,17
3.4		$\gamma_2, \%$	Вихід заліза в промпродукті 2-ї стадії	65,74
3.5		$\varepsilon_2, \%$	Вилучення (витяг) заліза в промпродукті 2-ї стадії	81,64

- остаточно перевіряється, чи може задовольнити отримане класифікаційне рішення  $X^*$  глобальний критерій типу (2.1) або (5.20), особливо за обмеженнями (другий та третій локальні критерії).

Якщо всі зазначені вимоги виконуються, то приймається остаточне рішення про успішність процедури класифікації (повертається код 0 - успішно). Інакше, класифікація неможлива або неуспішна (повертається код похибки відмінний від 0).

7. У випадку успішної класифікації за алгоритмом у якості рішення обирається клас, що найбільш близький до ідеального розвитку технологічної ситуації за глобальним критерієм (2.1), (5.20) тощо.

### 5.5. Комп'ютерне моделювання процесу прийняття рішення із застосуванням інтелектуальних процедур кластеризації та класифікації

Розглянемо комп'ютерну модель роботи класифікаційного алгоритму прийняття рішення у складі ІСК на прикладі однієї стадії ТП збагачення. Для цього застосуємо вибірку статистичних показників роботи другої стадії в умовах 14-ї секції РЗФ-2 Південного ГЗК [72].

У табл. 5.12 наведено приклад поточної технологічної ситуації (вектору стану  $X$ ) у певний момент часу. При цьому всі чинники розподілено на три групи:

- 1) збурення – вхідні показники, що не підлягають регулюванню на поточній (другій) стадії (вихідні для попередньої першої стадії);
- 2) впливи керування та режимні показники, що можуть змінюватися або регулюватися на поточній стадії;
- 3) вихідні показники, що підлягають оптимізації в ІСК на поточній стадії у відповідності до критеріїв типу (2.1), (5.20).

Отже, на першому кроці згідно з наведеним вище алгоритмом здійснюється відбір елементів кластеру за ступенем їх схожості (близькості) до поточної технологічної ситуації (табл. 5.12) на підставі критерію (5.18). У табл. 5.13 наведено фрагмент такого кластеру, що був відібраний з поточної технологічної БД. У якості ключових полів відбору було застосовано значення показників групи 1. Повний обсяг зазначеного кластеру з урахуванням вимог обмеження (2.16) склав  $K_C=250$  записів.

Таблиця 5.13

Фрагмент кластеру з елементами, що найбільше відповідають поточній технологічній ситуації за вектором вхідних показників (збурення)

№ з/п	d <sub>1</sub> , %	Q <sub>1</sub> , т/год.	β <sub>nn1</sub> (β <sub>1</sub> ), %	β <sub>x1</sub> , %	γ <sub>1</sub> , %	ε <sub>1</sub> , %	Критерій min[d <sub>m</sub> ]
1	49,51	173,95	47,83	13,36	59,00	85,66	0,0802
2	48,98	178,73	47,59	12,88	57,56	85,18	0,0552
3	48,88	176,67	47,69	13,09	58,18	85,39	0,0433
4	48,82	179,67	47,55	12,80	57,31	85,10	0,0690
5	49,91	173,32	47,92	13,55	59,57	85,85	0,1123
6	49,62	175,61	47,76	13,23	58,61	85,53	0,0727
7	49,56	175,39	47,78	13,26	58,68	85,56	0,0744
8	48,94	171,89	47,93	13,57	59,61	85,87	0,0982
9	48,43	178,58	47,66	13,03	57,99	85,33	0,0416
10	48,55	171,03	47,98	13,66	59,90	85,96	0,1095

Таблиця 5.14

Фрагмент кластеру з елементами, що найбільше відповідають поточній технологічній ситуації за вектором вихідних показників

№ з/п	Q <sub>2</sub> , т/год.	β <sub>nn2</sub> (β <sub>2</sub> ), %	β <sub>x2</sub> , %	γ <sub>2</sub> , %	ε <sub>2</sub> , %	Обмеження [min÷max]	
						β <sub>2</sub> , %	β <sub>x2</sub> , %
1	305,81	52,30	10,66	65,93	82,90	50,3-53,3	9,8-11,1
2	324,93	50,86	10,04	65,69	81,32	50,3-53,3	9,8-11,1
3	316,70	51,48	10,31	65,79	82,00	50,3-53,3	9,8-11,1
4*	328,69	50,61	9,93	65,65	81,04	50,3-53,3	9,8-11,1
5	303,31	52,87	10,91	66,02	83,53	50,3-53,3	9,8-11,1
6	312,47	51,91	10,50	65,86	82,48	50,3-53,3	9,8-11,1
7	311,58	51,98	10,53	65,88	82,55	50,3-53,3	9,8-11,1
8	297,56	52,91	10,93	66,03	83,58	50,3-53,3	9,8-11,1
9	324,34	51,29	10,23	65,76	81,79	50,3-53,3	9,8-11,1
10	294,15	53,20	11,05	66,08	83,89	50,3-53,3	9,8-11,1

Отже, ідеальний клас вихідних (якісних) показників, сформований із застосуванням вимог (5.21) та даних табл. 5.14 буде такий

$$|y_{m,l}^{(j)}| = \{Q^{\max}; \beta^{\max}; \beta_x^{\min}\} = \{330; 53,3; 9,8\}.$$

Таблиця 5.15

Фрагмент кластеру з відповідними елементами за вектором впливів керування та режимних показників

№ з/п	C <sub>2</sub> , %	d <sub>2</sub> , %	P <sub>T2</sub> , %	ρ <sub>k2</sub> , % тв.	ρ <sub>c2</sub> , % тв.	В <sub>m2</sub> , т/год.	В <sub>k2</sub> , т/год.	В <sub>c2</sub> , т/год.
1	326,75	78,07	78,00	19,33	22,60	27,33	106,67	96,67
2	278,90	75,58	76,56	16,94	19,87	26,37	101,89	91,89
3	299,53	76,65	77,18	17,97	21,05	26,79	103,95	93,95
4**	270,38	75,13	76,31	16,51	19,39	26,20	101,03	91,03
5	345,86	79,06	78,57	20,29	23,69	27,71	108,58	98,58
6	313,97	77,40	77,61	18,69	21,87	27,07	105,39	95,39
7	316,19	77,52	77,68	18,80	22,00	27,12	105,61	95,61
8	347,32	79,14	78,61	20,36	23,77	27,74	108,73	98,73
9	293,27	76,33	76,99	17,66	20,69	26,66	103,32	93,32
10	356,73	79,63	78,90	20,83	24,31	27,93	109,67	99,67

Примітки: (\*) – клас найбільш близький до ідеального на підставі аналізу значень вихідних (якісних) показників; (\*\*) – відповідний вектор значень уставок (впливів керування та режимних показників) для забезпечення квазіоптимального (тобто наближеного до ідеального) виходу.

Для автоматизації процесу класифікації використовується багатшарова нейронна мережа прямого розповсюдження (рис. 5.9), яка реалізується у програмному середовищі нейроемулатора NeuroSolutions. На підставі вибіркового даних з кластеру (табл. 5.13-5.15) здійснюється навчання (параметризація) нейронної мережі (рис. 5.9).

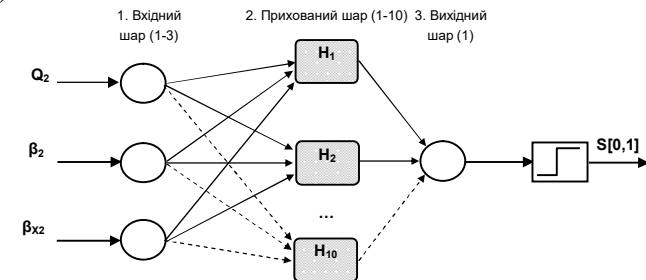


Рис. 5.9. Схема реалізації нейронної мережі (3:10:1) для процедури класифікації

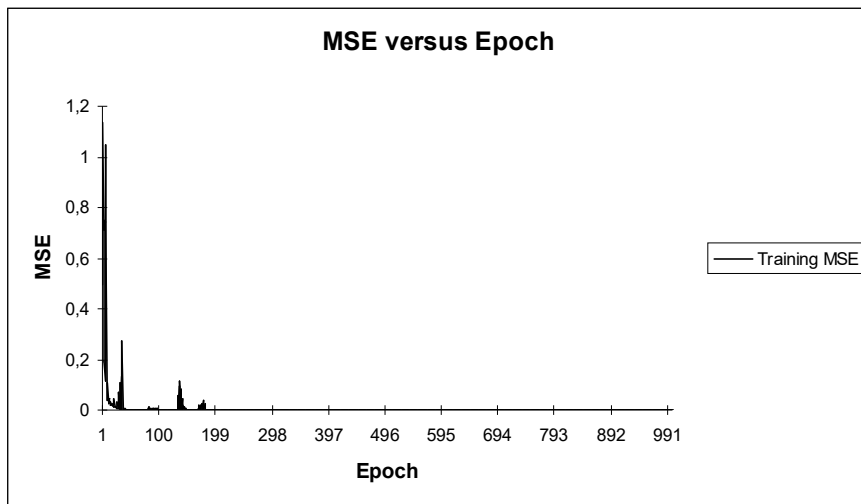


Рис. 5.10. Звіт про хід параметризації процесу класифікації

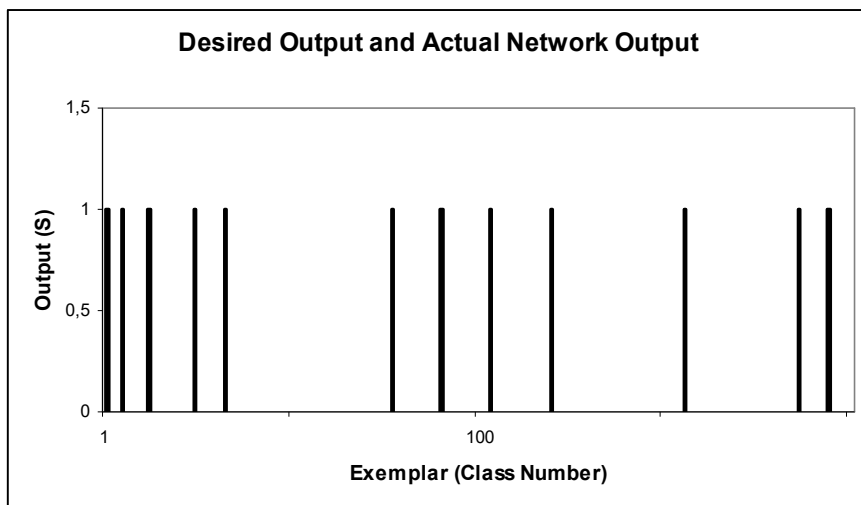


Рис. 5.11. Звіт про кількість розпізнаних класів у процесі класифікації

Для зменшення кількості розпізнаних класів у процесі класифікації необхідно раціонально обрати відповідні значення полів допу-

сків. Це можна зробити шляхом варіації значення допуску та його подальшого дослідження (рис. 5.12).

Як помітно з рис. 5.12 кількість класів, що розпізнається лінійно, залежить від значень допусків. Про це свідчить лінійний тренд, що визначений на підставі застосування методу найменших квадратів [206]. При цьому про достатньо високу достовірність апроксимації говорить значення коефіцієнту детермінації  $R^2=97\%$ .

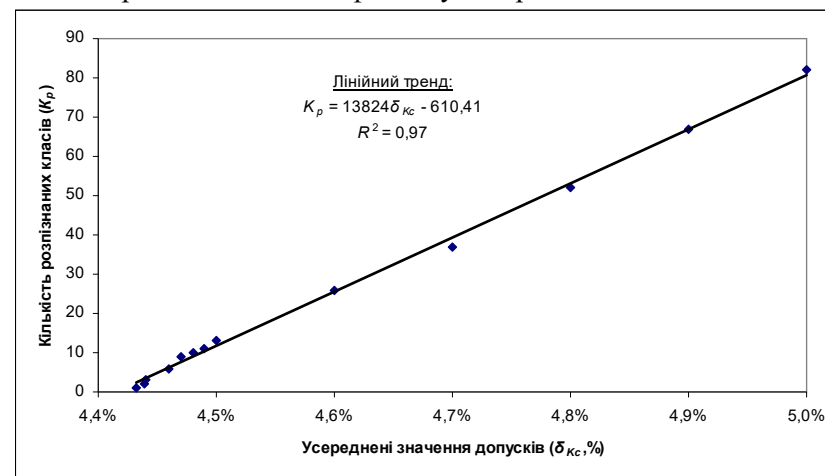


Рис. 5.12. Залежність значень полів допуску від кількості розпізнаних класів у процесі класифікації

Таблиця 5.16

Результуючі показники адекватності нейромережевої класифікації

Показник (Вхід/ Вихід)	S=0	S=1
1. MSE	1,49245E-10	3,78047E-07
2. NMSE	8,6783E-06	7,66892E-06
3. MAE	9,21927E-06	0,000205495
4. Min Abs Error	7,36317E-08	1,70942E-07
5. Max Abs Error	5,31987E-05	0,006554622
6. r	0,96787	0,97284
7. S=0 (класи, що відбраковано)	237	0
8. S=1 (класи наближені до ідеалу)	0	13



Аналіз результатів інтелектуальної класифікації (рис. 5.10-5.12) та табл. 5.16 свідчить про достатню якість такої процедури [316]. Так при зміні нормованих усереднених полів допуску у межах 4-4,5% можна з достатньою адекватністю від 1 до 13 векторів з потенційно квазіоптимальними уставками, що наближені до ідеального зразка. При цьому на підставі застосування емпіричної лінійної залежності тренда також класифікація може бути значно покращена та доведена до 1-3 зразків. Швидкість збігу при параметризації схеми (рис. 5.10) дозволяє застосувати наведений підхід у режимі реального часу.

### 5.6. Побудова імітаційної моделі роботи оптимізаційного алгоритму ІСК

На підставі вищенаведених передумов було з'ясовано, що для оптимізації нейромережевої цільової функції ТП збагачення (тобто визначення необхідних уставок) доцільно застосовувати генетичні алгоритми. На сьогодні відома достатня велика кількість засобів для моделювання процесу генетичної оптимізації, наприклад, із застосуванням спеціалізованих пакетів типу MATLAB, GeneHunter, FlexTool, Evolver, Auto2Fit [138, 148, 149].

Проведений аналіз значачених пакетів показав, що з точки зору універсальності та доступності одним з найбільш оптимальних засобів є пакет GeneHunter (розробник – Ward System Group, USA, локалізація – російська компанія Нейропроект [138]). Це обумовлено в першу чергу можливістю гнучкого застосування пакету в двох режимах:

- 1) інтерактивному із застосуванням зручних програмних засобів типу електронних таблиць для попередніх досліджень, моделювання та аналізу;
- 2) програмному із використанням існуючих динамічних бібліотек, що дозволяє організувати обмін даними з поширеними засобами розробки типу VBA, C/C++, Delphi.

Основні етапи моделювання наведено на рис. 5.13.

The image displays the GeneHunter software interface. At the top, there is a large table with columns labeled with Greek letters and numbers (α, d1, Q2, φn(β), βx2, γ2, ε2, C3, d3, P12, P13, P14, P15, Vm, Vn, Vc, φn(β), βx3). The table contains numerical data for various configurations. Below the table, there is a control panel with several sections: 'Параметри пошуку' (Search parameters) with a 'Відкрити' button; 'Область экранів' (Screen area) with a 'Відкрити' button; 'Параметри ГенеХантера' (GeneHunter parameters) with a 'Відкрити' button; and 'Параметри ГенеХантера' (GeneHunter parameters) with a 'Відкрити' button. The interface is in Ukrainian.

Рис. 5.13А. Генетична оптимізація ТП третьої стадії збагачення у режимі GeneHunter (кроки 1-2)



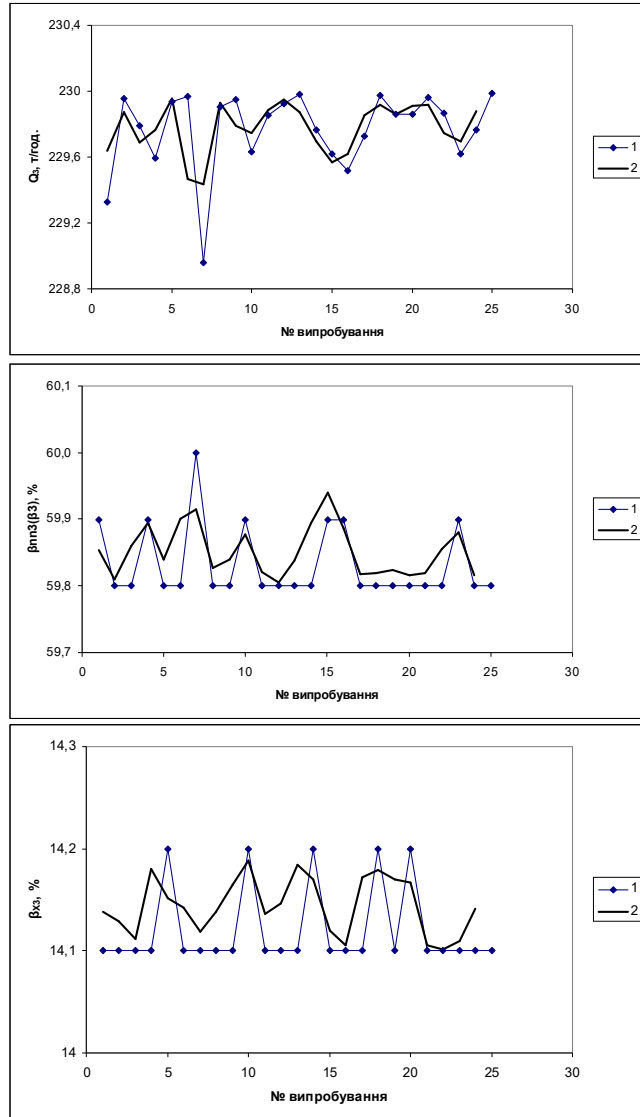


Рис. 5.14. Порівняльна характеристика результатів класифікаційної та еволюційної оптимізації 3-ї стадії ТП збагачення магнетитових кварцитів за продуктивністю ( $Q_3$ , т/год.) при обмеженнях на якість ( $\beta_3$ , %) та втрати у хвостах ( $\beta_{x_3}$ , %):

- 1 – класифікаційне вирішення (для всіх параметрів);
- 2 – оптимізаційне вирішення (для всіх параметрів).

Аналіз результатів порівняння залежностей (рис. 5.14) свідчить про їх задовільну збіжність. Як і очікувалося, більш точні результати обчислень дає генетична оптимізація. З іншого боку, класифікаційний підхід має більш високу швидкість збігу. Отже, обидва методи продемонстрували здатність до визначення необхідних уставок, як в умовах окремих стадій ТП збагачення, так і для декількох стадій одночасно. У залежності від кількості та якості апріорної інформації у технологічній базі даних на поточний момент часу може бути доцільним застосування певного методу. Тому раціональне поєднання та застосування у складі ІСК двох альтернативних стратегій (класифікаційного керування та глобальної оптимізації із використанням генетичних алгоритмів) є доцільним та обґрунтованим.

### 5.7. Висновки до п'ятого розділу

1. Для реалізації автоматизованого керування ТП секції в умовах РЗФ запропоновано узагальнений алгоритм роботи ІСК на основі застосування підходів нейрокерування та методів спеціалізованого навчання за принципом особливих станів, що дозволяє підвищити якість функціонування системи в умовах нестационарності.

2. Дослідження обумовленості завдання глобальної оптимізації нейромережевої функції мети в умовах ТП збагачення методом обрахування власних значень матриці Гесиану дозволили встановити його погану обумовленість при кількості ваг синапсів понад 300-1000 примірників (в залежності від типу даних ЕОМ), що дозволило обґрунтувати необхідність застосування еволюційних підходів з використанням генетичних алгоритмів.

3. У результаті короткострокової оптимізації ТП збагачення магнетитових кварцитів із застосуванням еволюційних методів було доведено можливість та ефективність використання генетичних алгоритмів для пошуку оптимуму нейромережевої функції мети, яку отримано у результаті інтелектуальної ідентифікації технологічних параметрів в умовах типової секції РЗФ.

4. Інтелектуальна класифікація із застосуванням багатошарових нейронних мереж та попереднім кластерним відбором навчаючої вибірки при забезпеченні належної кількості елементів кластеру до-

зволяє визначати вектор уставок та прогнозувати показники ТП збагачення із задовільною точністю, яка за відносною похибкою не перевищує усередненого нормованого поля допуску у межах 4-4,5%.

5. Удосконалений принцип оптимізації параметрів ТП збагачення залізної руди в складі інтелектуальної системи керування, що вигідно відрізняється від аналогів більшою швидкістю збіжності за рахунок застосування генетичних алгоритмів пошуку та дозволяє гарантовано визначати екстремум та уставки у режимі реального часу.

6. На підставі поєднання принципів інтелектуальної класифікації та оптимально-прогнозуючого керування із застосуванням нейромережових предикторів та еволюційних методів оптимізації розроблено алгоритм системи підтримки прийняття рішень (СППР) для диспетчерів та технологів РЗФ, яка дозволяє у режимі реального часу автоматизовано контролювати хід ТП, визначати та пропонувати відповідні впливи керування.

7. Результати комп'ютерного моделювання із застосуванням нейроемуляторів типу Neuro Solutions, NeuroShell2 та генетичного оптимізатора типу GeneHunter довели, що розроблені алгоритми та принципи керування із застосуванням еволюційних методів оптимізації, генетичних алгоритмів та автоматизованої інтелектуальної класифікації можуть бути застосовані для практичної реалізації сучасних ІСК в умовах складних багатостадійних ТП для визначення необхідних значень уставок.

## РОЗДІЛ 6

### ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ КОМПЛЕКСОМ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ ЗБАГАЧЕННЯ ЗАЛІЗНОЇ РУДИ

#### 6.1. Загальні принципи та структурна схема реалізації ІСК

Теоретичні дослідження та комп'ютерне моделювання [2, 21, 22, 60, 172-174, 187, 223, 243, 244, 252, 271-274, 277-279, 294-304, 308-320 та ін.] довели потенціальні можливості застосування інтелектуальних підходів щодо ідентифікації, керування та оптимізації ТП збагачення магнетитових кварцитів. Згідно з рішеннями, розглянутими у попередніх розділах, пропонується така схема реалізації ІСК (рис. 6.1).

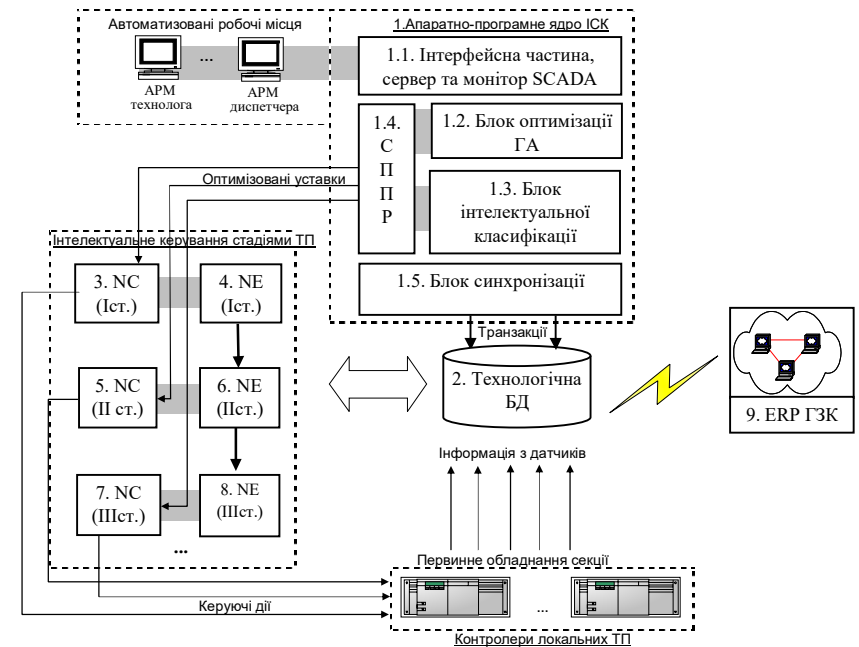


Рис. 6.1. Загальна структурна схема реалізації прототипу ІСК секцією збагачення

Основою системи є апаратно-програмне ядро ІСК (блок №1), що складається з п'яти підсистем.

1.1. Інтерфейсна частина, сервер та монітор SCADA. Реалізується на підставі спеціалізованого програмного забезпечення типу: Контур, Monitor Pro, Citect, Trace Mode [226-229, 252, 257-261]. Ця підсистема виконує функції візуалізації (моніторингу) ходу ТП, уведення та контролювання уставок технологічних параметрів, формування звітів. На апаратному рівні такі підсистеми реалізуються на підставі застосування архітектури «клієнт-сервер». У якості серверів робочих станцій застосовується переважно комп'ютерне обладнання у промисловому виконанні із підвищеним рівнем надійності (стандарти: IP50, IP65-67 [260]). Клієнтські станції реалізуються у вигляді автоматизованих робочих місць (АРМ) спеціалістів (наприклад, технолога, диспетчера РЗФ). Для інформаційного обміну необхідно застосовувати промислові мережі типу ModBus, ProfBus, CAN [252].

1.2. Блок оптимізації із застосуванням генетичних алгоритмів (ГА), призначений для визначення уставок для показників стадій та локальних ТП збагачення із застосуванням еволюційних методів та генетичних алгоритмів. Реалізується програмно на підставі застосування алгоритмів (рис.5.3-5.7), розглянутих у попередньому розділі або у вигляді окремого модуля (бібліотеки) поширених спеціалізованих пакетів типу MATLAB, GeneHunter, FlexTool, Evolver, Auto2Fit [138, 148, 149].

1.3. Блок інтелектуальної класифікації має схожі функції з попереднім блоком, але працює із застосуванням підходів класифікаційного керування. Реалізується програмно на підставі використання процедур кластеризації та нейромережевої класифікації (5.8)-(5.16). Можливо також застосування інших спеціалізованих програмних пакетів аналогічного призначення [168, 169, 188].

1.4. Система підтримки прийняття рішень (СППР) фактично поєднує два попередні блоки оптимізації та класифікації (1.2-1.3). Блок реалізується програмно на підставі застосування алгоритму (5.2).

1.5. Блок синхронізації призначений для забезпечення безперервного опитування датчиків усіх локальних ТП з непохідною дискретністю, поповнення технологічної бази даних (БД) актуальними

значеннями показників згідно з переліком (2.8), забезпечення постійної взаємодії та інформаційного обміну з іншими підсистемами ІСК (нейроемуляторами та контролерами). Реалізується програмно засобами SCADA.

2. Технологічна база даних (БД) призначена для накопичення статистики зміни показників у ході роботи ТП. В якості систем керування такою БД доцільно застосовувати СУБД промислового типу: Industrial SQL, ORACLE, MS SQL, Informix [260, 261].

3-8. Блоки, що реалізують автоматизоване інтелектуальне керування окремими стадіями ТП збагачення в умовах секції як технологічної лінії РЗФ. Згідно зі структурною схемою (4.26) такі підсистеми реалізуються із застосуванням нейромережевих контролерів (NC) та емуляторів (NE). Причому, згідно з (рис. 4.26, 5.1) кожна окрема стадія має окремий контролер та емулятор. Згідно з принципами роботи ІСК, що наведені у попередніх розділах, нейроконтролери призначені для забезпечення підтримки необхідних уставок, значення яких визначається СППР (блок 1.4). У свою чергу нейроемулятори (предиктори) забезпечують здійснення процедур прямого та зворотного (інверсного) прогнозування на підставі поточних значень показників з технологічної БД. Таким чином забезпечується робота ІСК як на рівні окремих стадій, так і на рівні окремих локальних ТП.

9. Шлюз до корпоративної інформаційної системи підприємства (ERP ГЗК). Блок забезпечує можливість обміну інформацією між ІСК та апаратно-програмними системами більш високого рівня (ERP, MES, АСКП тощо). Принципи, технології та апаратне забезпечення для реалізації таких структур достатньо добре відомі [2, 12, 311-315, 318, 319 та ін.].

Розглянемо та проаналізуємо можливі шляхи практичної реалізації ІСК на підставі структурної схеми (рис. 6.1).

Відомі два основних способи реалізації штучних нейронних (нейромережевих) структур: програмний та апаратний. Кожен із зазначених способів має чітко визначені переваги та недоліки, які обов'язково необхідно враховувати при проектуванні та практичній реалізації нейромережевих систем та пристроїв [24, 320].

## 6.2. Програмна реалізація ІСК

Програмна реалізація нейромережових структур є найбільш простою та поширеною. Для цього, як правило, застосовують спеціалізоване програмне забезпечення – нейроемулатори (або нейросимулятори) [158, 321]. Головними перевагами застосування нейроемулаторів для вирішення більшості задач є такі:

- відсутність необхідності застосування спеціалізованої апаратури (спецпроцесорів);
- не потрібно засвоювати особливості програмування на спецпроцесорах та способи їх сполучення з базовим комп'ютером;
- універсальні ЕОМ не накладають ніяких обмежень на структуру мереж і способи їхнього навчання, тоді як спецпроцесори найчастіше мають обмежений набір вбудованих у них функцій активації й досягають пікової продуктивності лише на визначеному колі завдань.

### 6.2.1. Вибір нейроемулаторів.

Зараз у світі розроблено досить велику кількість достатньо потужних нейроемулаторів [321]. Головні відмінності між ними полягають у кількості нейронних архітектур та методів навчання, які підтримуються, обмежень щодо наповнення мережі, наявності програмного інтерфейсу із поширеними мовами або середовищами програмування (типу Visual C++, Delphi, C++ Builder тощо) для організації обміну даними та можливості інтеграції у власні програмні проекти. При цьому найбільш поширеними і водночас потужними є такі програмні продукти [322-325]:

- NeuralWorks Pro II/Plus (Aspen Technology, Inc.);
- Neuro Solution (NeuroDimension, Inc.);
- MATLAB Neural Network Toolbox (MathWorks, Inc.);
- STATISTICA Neural Networks (Statsoft, Inc.);
- Brain-Maker Pro (California Scientific Software, Inc.).

З метою аналізу зазначених нейросимуляторів та вибору найбільш придатного для застосування у процесі програмної реалізації нейроструктур ІСК ТП збагачення (рис. 6.1) було використано методикку авторів [324]. Для одержання близької до об'єктивної оцінки нейропакетів було обране завдання прогнозування багатомірного часового ряду з показниками ТП збагачення, що вирішувалося з ви-

користанням цих нейропакетів. Як нейронна парадигма обрана багатощарова нейронна мережа, критерії й алгоритми навчання нейронної мережі по можливості варіювалися. У результаті тестування з'ясувалося, що всі нейропакети показали практично однакові результати за часом навчання багатощарової нейронної мережі за допомогою алгоритму зворотного розповсюдження.

Тому на перший план було висунуто критерії, пов'язані із простотою використання нейропакетів, наочністю представлення інформації і можливостями використання типових нейронних структур, критеріїв оптимізації й алгоритмів навчання нейронних мереж. На відміну від роботи [324], було оцінено та ураховано вартість ліцензій ПЗ усіх пакетів.

Крім універсальності нейропакет повинен бути простим у використанні, мати інтуїтивно зрозумілий інтерфейс і забезпечувати наочність подання інформації. На підставі цих вимог у роботі сформульовані такі критерії порівняння:

- простота створення й навчання нейронної мережі, інтуїтивно зрозумілий інтерфейс;
- простота підготовки навчальної вибірки;
- наочність і повнота подання інформації в процесі створення й навчання нейронних мереж;
- число стандартних нейронних парадигм, критеріїв й алгоритмів навчання нейронних мереж;
- можливість створення оригінальних нейронних структур;
- можливість використання оригінальних критеріїв оптимізації;
- можливість використання оригінальних алгоритмів навчання нейромереж;
- можливість програмних розширень нейропакета;
- вартість ліцензій.

Оцінка нейропакетів за зазначеними критеріями проводилася за десятибальною шкалою. У кінцевих результатах тестування вищезазначених нейропакетів також було враховано дослідження авторів [321-323]. На підставі порівняння отримано такі результати.

Універсальний нейропакет NeuroSolutions призначений для моделювання широкого кола штучних нейронних мереж. Основне достоїнство зазначеного нейропакета полягає в його гнучкості: крім

традиційних нейромережових парадигм (типу повнозв'язних багатощарових нейронних мереж або карт Кохонена, що самоорганізуються) нейропакет містить у собі потужний редактор візуального проектування нейронної мережі, що дозволяє створювати практично будь-які власні нейронні структури й алгоритми їх навчання. Особливо слід зазначити, що даний нейропакет дозволяє користувачеві вводити власні критерії навчання нейронної мережі, не обмежуючи його тільки широко розповсюдженими, але далеко не самим оптимальним критерієм мінімуму середньоквадратичної помилки. Нейропакет NeuroSolutions обладнаний потужними й добре продуманими засобами візуалізації (контролювати можна практично всі параметри, починаючи від структури нейронної мережі й закінчуючи процесом і результатом навчання). Наявність потужних засобів візуалізації виводить нейропакет на рівень CAD-систем, тобто NeuroSolutions можна вважати повноцінною та самодостатньою системою проектування й моделювання нейронних мереж.

Пакет NeuroSolutions призначений для роботи в операційних системах Windows'9x/NT/2000/XP/2003/Vista. Крім грамотно організованих засобів взаємодії з операційною системою (підтримується OLE2) нейропакет забезпечений також генератором вихідного коду й засобами, що дозволяють використовувати зовнішні модулі при проектуванні й навчанні нейронної мережі. Пакет підтримує програми, написані мовою C++ для найбільш відомих компіляторів (Microsoft Visual C++ й Borland C++), а також програми у вигляді виконуваного коду (бібліотеки DLL). Отже, пакет NeuroSolutions являє собою гнучку відкриту систему, яку можна доповнювати й модифікувати при необхідності. Усередині пакета є вбудована макромова, що дозволяє робити практично будь-яке мислиме налаштування пакета під завдання. Крім адекватних засобів візуалізації даний нейропакет оснащений потужними якісними засобами.

Нейронна мережа проектується як набір нейронів, з'єднаних між собою. Функція активації нейрона може бути обрана з п'яти стандартних (кусочно-лінійна, функція знака й три типи сигмоїдальних) функцій, а також задана в довільному вигляді користувачем.

Зв'язки між нейронами задаються довільно на етапі проектування нейронної мережі, при цьому вони можуть бути досить просто змінені в процесі роботи з нейронною мережею. Нейропакет під-

тримує всі відомі типи зв'язків: прямі, перехресні й зворотні. Нейропакет NeuroSolutions має також досить потужні засоби для організації навчальних вибірок. Убудовані конвертори даних підтримують графічні зображення у форматі BMP, звичайні текстові файли із числовими або символічними даними, а також функції безперервного аргументу (наприклад, часу), задані в аналітичному виді або у вигляді вибірки значень.

Нейропакет дозволяє використовувати широке коло критеріїв навчання - дискретних і безперервних (наприклад, при використанні інтегруючих нейронів). Крім цього, можна вводити власні критерії. При навчанні можна використовувати як убудований алгоритм типу back-propagation або дельта-правила, так і свій власний. Грамотно побудована система візуалізації процесу навчання дозволяє проводити аналіз зміни вагових коефіцієнтів безпосередньо в процесі навчання й вносити відповідні корективи. За допомогою нейропакета можна вводити шумову характеристику не тільки при тестуванні нейронної мережі, але й при її навчанні.

Для прискорення роботи нейропакет NeuroSolutions містить генератор стандартних архітектур (Neural Wizard). За допомогою цього генератора можна швидко задати архітектуру нейронної мережі, підібрати навчальну вибірку, критерії й методи навчання. Підтримуються найбільш відомі нейромережові парадигми: багатощарові мережі, RBF, мережі Кохонена, структури, що самоорганізуються й ін.

Вартість базових ліцензій пакету NeuroSolutions за даними [323] для всіх операційних систем залежить від їх рівня. Перший рівень (Educator) 195\$ - освоєння MLP нейромереж. Другий рівень (Users) 495\$ - розпізнавання статичних образів. Третій рівень (Consultants) 995\$ - розпізнавання динамічних образів і пророкування. Четвертий рівень (Professional) 1495\$ - генерація Visual Basic коду для застосування у своєму програмному забезпеченні. П'ятий рівень (Developers) 1995\$ - включає вихідні бібліотеки на C++. Додаткова програма (195 - 1495\$ залежно від рівня) генерує DLL-бібліотеки нейромереж, створених в NeuroSolution.

Підсумкова оцінка даного пакета та решти симуляторів здійснювалася за десятибальною шкалою. Кінцеві результати, що отримано із урахуванням даних [158], представлені в табл. 6.1.

На відміну від NeuroSolutions у пакеті NeuralWorks Professional П/Plus головна увага зосереджена на застосуванні стандартних нейронних парадигм й алгоритмів навчання, саме у цьому даний пакет перевершує всі інші. Для цього у ньому реалізовані 28 стандартних нейронних парадигм (майже всі, що найбільше поширені та відомі на сьогодні), застосованих при рішенні прикладних завдань.

Таблиця 6.1

Інтегрована оцінка нейропакетів

Критерії для порівняння	Нейропакети					
	Neuro-Solutions	Neural Works	MATLAB NNT	Statistica Neural Networks	Brain-Maker Pro	Neuro Land
1. Простота використання	9	9	8	10	6	9
2. Простота формування навчальної вибірки	9	9	7	8	7	9
3. Наочність	10	9	7	6	4	7
4. Реалізовані стандартні нейронні парадигми й алгоритми навчання	8	10	5	8	6	7
5. Можливість створення власних нейронних структур	10	8	5	5	5	8
6. Можливість використання власних критеріїв навчання	8	7	9	0	0	7
7. Можливість використання власних методів навчання	10	7	6	0	4	6
8. Обмін інформацією між нейропакетом й ОС	10	8	5	8	5	5
9. Відкритість нейропакету	10	10	3	2	0	2*
10. Генератор вихідного коду	10	10	10	10	0	0
11. Наявність макромови	10	0	10	0	0	0
12. Вартість, наявність trial version	8	6	7	9	10	**
<b>Сумарна оцінка</b>	<b>112</b>	<b>93</b>	<b>82</b>	<b>66</b>	<b>47</b>	<b>60</b>

(\*) – можливо інформація неповна; (\*\*) – інформація відсутня.

Нейропакет містить також велику кількість алгоритмів навчання нейронних мереж, включаючи розроблювальні користувачем з використанням засобів симулятора. Модуль UDND (User Define Neural Dynamics), що поставляється додатково, дозволяє користувачеві створювати свої власні нейронні структури й працювати з ними засобами нейропакета.

Також як й NeuroSolutions, NeuralWorks Professional має добре організовану систему візуалізації даних (графічне відображення фу-

нкціонування нейромереж) і засоби діагностики. Реалізована процедура автокорегування вагових коефіцієнтів у процесі навчання, зміна помилки навчання, а також кореляція ваг нейронної мережі при навчанні. При цьому забезпечується автоматична оптимізація заваного шару нейронів. Останнє є унікальною можливістю, яка надається тільки пакетом NeuralWorks Professional і є досить корисною при аналізі поведінки нейронної мережі, при навчанні й подальшій роботі.

Також як й NeuroSolutions, NeuralWorks Professional являє собою відкриту систему, у яку можна інтегрувати зовнішні програмні модулі, написані користувачами. Пакет має вбудований генератор коду, що підтримує компілятор Microsoft Visual C++.

Ціна ліцензії NeuralWorks Professional від 1995 до 4995 \$ залежно від платформи (Dos, Windows, NT, Sun, RS6000, SGI). Професійний варіант (9995 - 14995 \$), виконаний у вигляді спеціалізованого середовища розробки, дозволяє генерувати вихідний C++ код і використовувати програмування на C++, тобто розробляти будь-які нові нейромережі, а також включає додаткові пакети для застосувань у реальному часі в сукупності з нечіткою логікою й генетичними алгоритмами.

MATLAB + Neural Network Toolbox (NNT). Дозволяє раціонально поєднувати можливості потужного математичного пакету та одночасну роботу з нейронними мережами (НМ). Набір типів нейромереж стандартний. У середовищі NNT є можливість гнучкого конструювання стандартних НМ, включаючи імовірнісні й регресійні нейромережі. Достатньо великий набір стандартних алгоритмів навчання та можливість написання власних засобами внутрішньої мови MatLab.

Головні недоліки: командно-строковий інтерфейс як основний спосіб роботи в середовищі, необхідність досконалого володіння внутрішньою мовою програмування для роботи з більш складними типами нейронних мереж, значна ресурсомісткість.

Вартість стандартних базових ліцензій складає: за один пакет Neural Network Toolbox - до 2000\$, ядро MATLAB до 3500\$.



Нейропакет STATISTICA Neural Networks має ідентичні можливості за інтерфейсом, набором архітектур стандартних мереж та алгоритмами навчання з пакетом NeuroSolution. До недоліків пакету слід віднести відсутність можливості створювати рекурентні нейромережі (дуже актуально для систем керування), а також відсутність вбудованих макромови та генераторів тексту програмного коду, що описує роботу навченої НМ із застосуванням стандартних мов програмування.

Приблизна вартість однієї ліцензії для STATISTICA Neural Networks складає: 475\$ (мінімальна); 995\$ (стандарт); 2665\$ (повна версія).

Нейропакет BrainMaker Pro (фірма California Scientific Software) є досить простим при моделюванні багат шарових нейронних мереж, тих, яких навчають за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки. Основним достоїнством нейропакету BrainMaker Pro можна вважати велику кількість параметрів настроювання алгоритму навчання нейронних мереж, у тому числі можливість навчання з обмеженнями на вагові коефіцієнти. В усьому іншому він має невисокий рівень, що добре видно з аналізу табл. 6.1. Особливо це стосується наочності представлення інформації та дружності інтерфейсу.

Ціна ліцензії від 195\$ для звичайної версії до 795\$ для професійної (для Windows-платформи). Окремо збірник вихідних текстів основних 20 нейронних мереж мовою C++ 1500\$.

Достатній інтерес викликає також вітчизняний нейрокомп'ютер NeuroLand, розроблений у 2000-2003рр. у Інституті математичних машин і систем Національної Академії наук України (м.Київ) колективом під керівництвом проф. Резніка О.М. Треба зазначити, що на час завершення розробки це був достатньо потужний симулятор. Зокрема тут вперше згідно з описом [6] було програмно реалізовано зворотна асоціативна пам'ять (запам'ятовування й видалення даних без повторення), асоціативне зменшення насиченості пам'яті (запам'ятовування потоку даних у режимі реального часу), модульні зростаючі нейромережі (асоціативна пам'ять для більших числових антенних ґрат даних), нові первісні математичні методи й розвинені

інструменти (для більше швидкого візуального проектування нових нейроодатків). Решта його основних властивості така:

- моделювання поведження 10000 нейронних кліток;
- використовуються нервові мережі з різними типами архітектури (пряме поширення, каскадне пряме поширення, асоціативна пам'ять, модульні мережі, асоціативний каскад і т.д.);
- головні нейронні парадигми (асоціативна пам'ять, двуспрямована асоціативна пам'ять, гетероасоціативна пам'ять, модульна асоціативна пам'ять, каскадна гетероасоціативна пам'ять);
- основні алгоритми навчання (зворотне поширення й швидке поширення, адаптивний алгоритм на трикутному правилі, розширеної адаптивний алгоритм на трикутному правилі, каскадній мережі, гібридної каскадної мережі, методах другого порядку);
- формати даних експорту/імпорту (\*.bmp, \*.db, \*.csv і бінарні файли);
- загальна кількість застосованих нейронів мережі до 32767;
- максимальне число передачі в передові шари мережі = 5;
- максимальне число з'єднань між нейронами = 232;
- максимальне число асоціативних нейронів пам'яті під час обробки безперервного потоку даних = 4096;
- максимальне число каскадних шарів нейромережі = 128;
- максимальний розмір асоціативної пам'яті = 128 модулів;
- операційні системи MS Windows '9x/NT.

Пакет NeuroLand має достатньо високу підсумкову оцінку. Нажаль на даний час немає інформації про подальший розвиток цього проекту на відміну від решти нейросимуляторів цього рейтингу.

На підставі оцінок нейропакетів можна зробити висновок, що найбільш потужними, універсальними й простими у використанні є нейропакети NeuroSolutions й у меншій мірі NeuralWorks Professional. Тому саме ці нейромулятори можна рекомендувати для використання й для якісного аналізу поведження нейронних мереж у системах інтелектуального керування. На підставі цього більшість досліджень і розробок щодо теми роботи було проведено із застосуванням програмного середовища нейромулятора Neuro Solutions.

### 6.2.2. Реалізація прототипу ІСК із застосуванням нейросимуляторів.

Для програмної реалізації прототипу ІСК було застосовано такі засоби та технології:

- 1) середовище Neuro Solutions для створення усіх нейромережових структур (емуляторів, контролерів та класифікаторів) у вигляді бібліотек, що динамічно підключаються (DLL) із застосуванням технології API;
- 2) динамічна бібліотека Galib32.dll з пакету GeneHunter, що застосовується в процесі генетичної оптимізації на підставі використання технології API;
- 3) MS SQL Server у якості промислової БД;
- 4) MS Excel для організації імпорту до БД первинної технологічної інформації;
- 5) API SCADA-пакету «Контур OPC сервер II» для організації програмного інтерфейсу із засобами низової автоматики (PLC, датчики, первинні перетворювачі, виконавчі пристрої тощо), візуалізації та контролювання ТП;
- 6) інтегроване програмне середовище Borland C++ Builder для реалізації інтерфейсу користувача, контролювання інформаційного обміну між усіма підсистемами, реалізації СППР та решти програмних модулів ІСК (згідно зі схемою рис. 6.1).

У цілому ІСК реалізовано із застосуванням поширеної архітектури типу «клієнт-сервер». Схема побудови містить 3 рівні:

- 1) сервер БД;
- 2) сервер додатків;
- 3) прикладний (клієнтський).

Узагальнена функціональна схема програмної реалізації ІСК наведена на рис. 6.2. При цьому два перших рівні (БД та додатків) фізично розташовуються на промисловому сервері системи. Клієнтські робочі станції (диспетчера та технолога) використовують (запускають) відповідне програмне забезпечення безпосередньо з серверу додатків. Інформаційний обмін здійснюється із мережі локального рівня (Industrial Gigabit Ethernet).

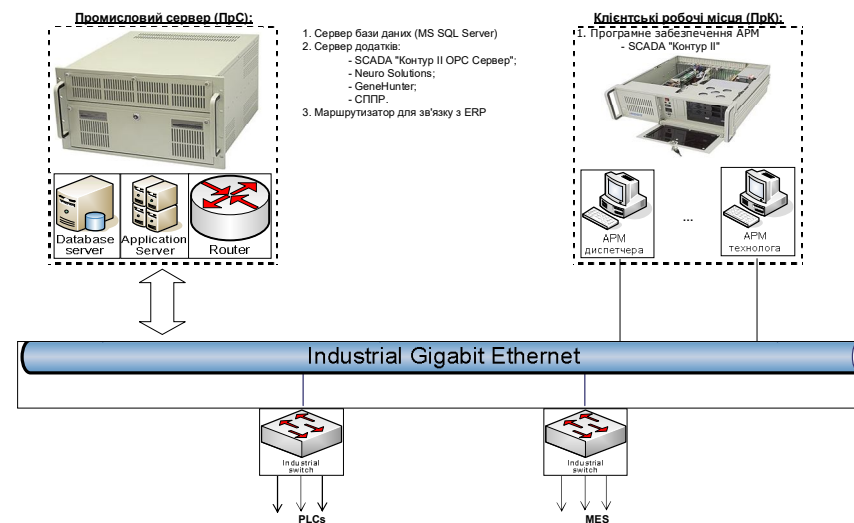
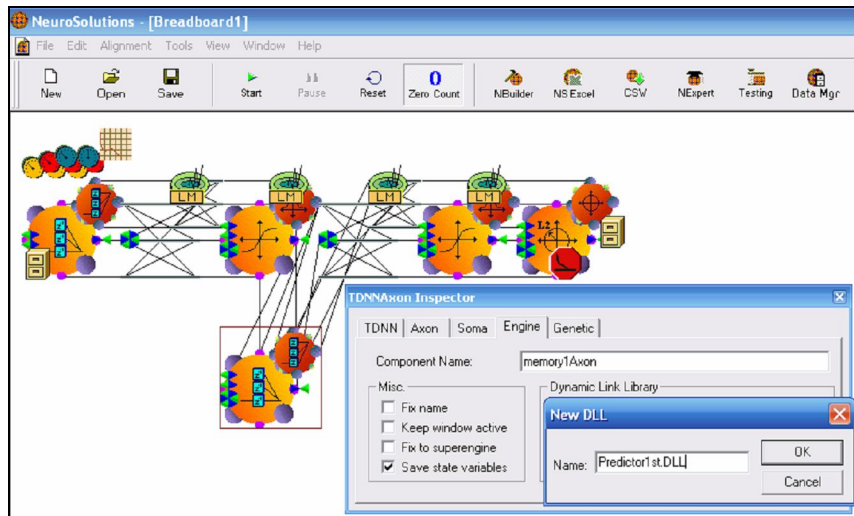


Рис. 6.2. Функціональна схема програмного способу реалізації ІСК

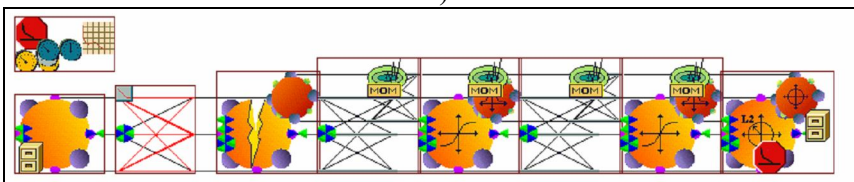
Для контролювання низового рівня системи (датчики, первинні перетворювачі, виконавчі пристрої) застосовується мережа промислового рівня. Вона поєднує промисловий сервер із низкою контролерів (PLC), які, у свою чергу, керують устаткуванням локальних ТП. Аналогічним способом здійснюється інтеграція промисловими підсистемами середнього рівня (MES).

Взаємодія з підсистемами верхнього рівня керування виробництвом (ERP) виконується із застосуванням корпоративної інформаційної мережі підприємства. При цьому в якості шлюзу можна застосовувати промисловий сервер ІСК або зовнішній маршрутизатор (router).

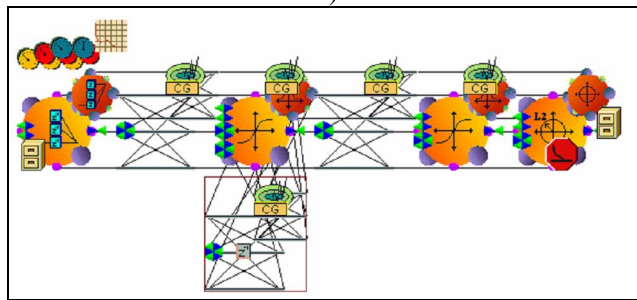
Програмне ядро розташоване на промисловому сервері. Інтелектуальна складова системи містить набір типових нейромережових структур, що зібрані у вигляді окремих динамічних бібліотек (рис. 6.3).



A)



B)



C)

Рис. 6.3. Набір типових нейромережових структур Neuro Solutions, що призначені для створення динамічних бібліотек (DLL) ІСК:

А) мережа на основі багат шарового перцептрону із затримками сигналів на вході та виході, метод параметризації (навчання) – LM (алгоритм Левенберга);

В) мережа із застосуванням радіально-базисних функцій (РБФ) з методом параметризації на основі одного з різновидів алгоритму backpropagation (momentum);

С) повністю рекурентна мережа із затримками сигналів та методом параметризації на підставі застосування методу сполучених градієнтів (CG).

Такі бібліотеки вільно підключаються до програмного проекту ІСК шляхом застосування відповідних функцій API. Аналогічним способом підключаються алгоритми генетичної оптимізації з динамічної бібліотеки Galib32.dll пакету GeneHunter.

Решту програмних розробок у складі ІСК (включаючи інтерфейс, роботу з БД, роботу з функціями візуалізації та контролю ТП API SCADA «Контур II» тощо) виконано з використанням інтегрованого середовища Borland C++ Bulder.

### 6.3. Апаратна реалізація ІСК

Відомі розробки засобів автоматики та автоматизації, заснованих на використанні спеціалізованих нейронних кристалів або паралельних апаратних приладів [24]. Елементною базою таких систем є відповідно: транскomp'ютери, цифрові сигнальні процесори (DSP), ПЛІС і нейрочипи. Причому використання, як тих, так й інших, дозволяє сьогодні реалізовувати нейронні обчислювальні системи та прилади, що функціонують у реальному масштабі часу. Їх виробництво ведеться в багатьох країнах світу, причому більшість із них на сьогодні орієнтовано на закрите використання (тобто створювалися для конкретних спеціалізованих керуючих систем).

Згідно з багатьма аналітичними дослідженнями, зокрема [326], найбільшого розповсюдження зараз отримала технологія створення та застосування нейрочипів або нейропроцесорів. У першу чергу це обумовлено їх технологічністю, незначною вартістю (від 40\$ за одиницю), простотою та зручністю використання на апаратно-програмній базі звичайних комп'ютерів. Тому саме цей підхід є найбільш раціональним у випадку апаратної реалізації відповідних структур ІСК.

**6.3.1. Обґрунтування вибору, класифікація та основні характеристики поширених нейрочипів.** Основні характеристики комерційно доступних нейрочипів наведені в табл. 6.2 [326-328]. Узагальнена класифікація таких нейрочипів наведена на рис. 6.4.

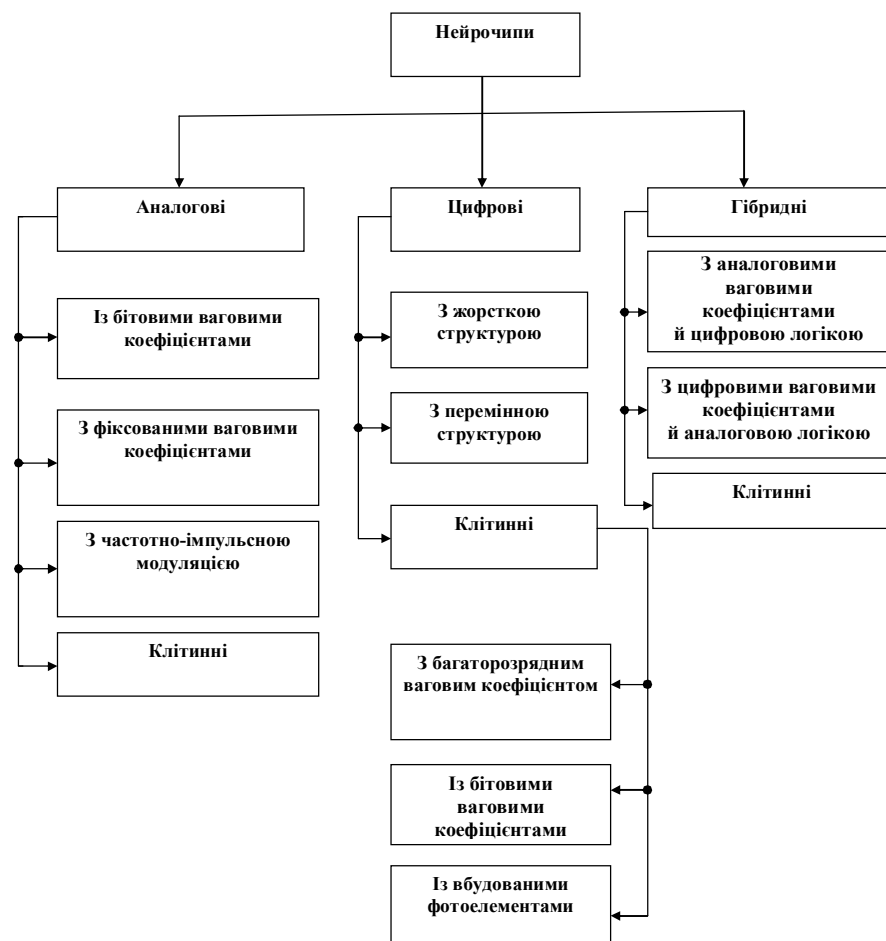


Рис. 6.4. Узагальнена класифікація нейрочипів

Таблиця 6.2

Основні характеристики поширених нейрочипів [326]

Найменування	Фірма виробник	Розрядність, біт	Максимальна кількість си-напсів*	Максимальна кількість шарів**
MA16	Siemens	48	-	-
NNP (Neural Networks Processor)	Accurate Automation	Nx16	-	-
CNAPS-1064	Adaptive Solutions	16	128 Кбайт	64
100 NAP Chip	HNC	32	512 Кбайт	4
Neuro Matrix NM6403, такт. частота 50 МГц.	Модуль, Росія	64 (векторний процесор), 32 RISC ядро	4096 шт.	24
Neuro Matrix NM6404, такт. частота 133 МГц.	Модуль, Росія	64 (векторний процесор), 32 RISC ядро	4096 шт.	48
CLNN 32 CLNN 64	Bellcore	32 64	496 1024	32 нейрона
NC 3001	NeuriGam	16	4096 шт.	32
ZISC 036 (Zero Instruction Set Computer)	IBM	64 розряди для вхідного вектора	-	36 нейронів
ETANN 80170NW	Intel	64 входи	Два банка ваг 64x80	64 нейрона на шар, 3 шари
MD-1220	Micro Devices	16	64 шт.	8
MT 19003 -	Micro Circuit	16 для	-	1

Найменування	Фірма виробник	Розрядність, біт	Максимальна кількість синапсів*	Максимальна кількість шарів**
Neural Instruction Set Processor	Engineering (MCE)	множення 35 для суматора		
Neuro Fuzzu	National Semiconductor	-	-	-
NI 1000	Nestor	5-16 (одного нейрона)	-	1024 прототипних 256 мірних векторів
NLX420 (NLX 110, 230)	Adaptive Logic	16	1 Мбайт	16
OBL Chip	Oxford Computer	16	16 Мбайт	-
L-Neuro 1.0 L-Neuro 2.3	Philips	16 16	1536	16 нейронів 192 (12x16)
RSC (Speech Recognition Chip) - 164	Sensory Circuits	-	-	-
ORC 110xx (Object Recognizer Chip)	Synaptics	-	-	-
Pram-256 Chip	UCLi Ltd.	8 (одного нейрона)	-	256 нейронів
SAND	Datafactory	16	-	4
ACC		16	-	-
Геркулес	Росія	16	1 Мбайт	64

Найменування	Фірма виробник	Розрядність, біт	Максимальна кількість синапсів*	Максимальна кількість шарів**
Neuro Classifier	Університет Твента, DESY	70 вх. нейронів	-	6 (внутр.) 1 вхід, 1 вихід
ANNA	AT&T	Число нейронів 16-256	4096 ваг	-
N64000	Inova	16 розрядні множники (9шт.) та 32 розрядний суматор (1шт.)	4 Кбайта	32 Кбайта
WSC (Wafer Scale Integration)	Hitachi	-	64 зв'язка на нейрон	576 нейронів
SASLM2	Mitsubishi	2 (одного нейрона)	-	4096(64x64) нейронів
TOTEM	Kent (UK), di Trento (Italy)	16 (одного нейрона)	-	64 нейрона
Neuron 3120, Neurom 3150	Echelon (США)	8 біт (шина даних)	-	-

Примітки: \* - максимальне число синапсів визначає розмір внутрішньої пам'яті ваг; \*\* - максимальне число шарів визначається числом операцій множення з накопиченням, виконуваних за один такт для операндів довжиною 8 біт.

Таблиця 6.3

Зведені дані продуктивності окремих нейропроцесорів [326]

Найменування нейрочипа	Конфігурація	CPS	CPSPW	CPPS	CUPS
NLX420	32-16, 8 bit mode	10M	20K	640M	-

Найменування нейрочипа	Конфігурація	CPS	CPSPW	CPPS	CUPS
100 NAP	4 chips, 2M wts, 16 bit mantissa	250M	125	256G	64M
WSI (Hitachi)	576 neuron Hopfield	138M	3.7	10G	-
N64000 (Inova)	64-64-1, 8 bit mode	871M	128K	56G	220M
MA16	1 chip, 25MHz	400M	15M	103G	-
ZISC036	64x8 bit element input vector	-	-	-	-
MT19003	4-4-1, 32 MHz	32M	32M	6.8G	-
MD1220	8-8	9M	1M	142M	-
NI 1000	256 5 bit element input vector	40 000 vec in sec.	-	-	-
L-neuro-1	1-chip, 8 bit mode	26M	26K	1.6G	32M
NM6403	8 bit mode, 50MHz	1200M	150M	77G	-

Для оцінки продуктивності нейрокомп'ютерів у табл. 6.3 використовуються такі показники:

- CUPS (connections update per second) - число змінених значень ваг у секунду (оцінює швидкість навчання).
- CPS (connections per second) - число з'єднань (множень із накопиченням) у секунду (оцінює продуктивність).
- CPSPW = CPS/Nw, де Nw - число синапсів у нейроні.
- CPPS - число з'єднань примітивів у секунду, CPPS=CPS\*Bw\*Bs, де Bw, Bs - розрядність ваг і синапсів.
- ММАС - мільйонів множень із накопиченням у секунду.

**6.3.2. Оцінка можливостей застосування у складі ІСК сигнальних нейропроцесорів сімейства NeuroMatrix.** Аналіз характеристик (табл. 6.2-6.3) та огляд прикладів практичного застосування апаратних нейромережових систем у різних сферах [253, 329] свідчить, що процесори сімейства NeuroMatrix є зараз одним з найбільш перспективних та доступних рішень у зазначеному напрямі. Тому розглянемо більш докладно архітектуру і характеристики цих чипів та оцінимо можливості їх застосування у складі ІСК.

Зараз сімейство NeuroMatrix складається з двох сумісних за програмним ядром процесорів: NM6403 та NM6404. Послідовно розглянемо архітектуру та властивості.

Основою NeuroMatrix NM6403 є процесорне ядро NeuroMatrixCore (NMC), що являє собою синтезобільну модель високопродуктивного DSP процесора з архітектурою VLIM/SIMD (мова Verilog). Ядро складається із двох базових блоків: 32-бітного RISC процесора й 64-бітного векторного процесора, що забезпечує виконання векторних операцій над даними змінної розрядності. Є два ідентичних програмувальних інтерфейси для роботи із зовнішньою пам'яттю різного типу й два комунікаційних порти, апаратно сумісних з портами TMS320C4x, для можливості побудови багатопроцесорних систем.

Підключення чипів типу NeuroMatrix відбувається із застосуванням інструментальних модулів типу MC4.31 (рис. 6.5). Інструментальний модуль MC4.31 призначений для роботи в складі ПЕОМ із системною шиною PCI для відпрацювання функціонального програмного забезпечення обчислювальних систем на базі процесора L1879BM1. Модуль містить один L1879BM1 із двома банками однотактової статичної пам'яті обсягом 2 Мбайти. Один банк пам'яті доступний для запису й читання як з боку процесора, так і з боку шини PCI.

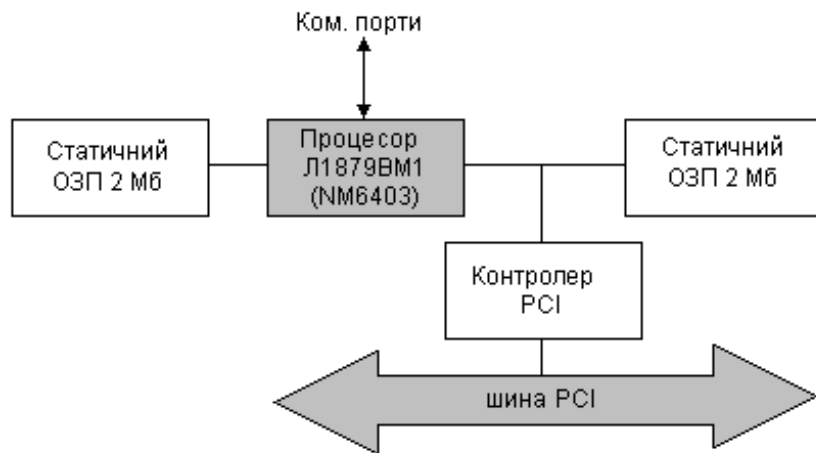


Рис. 6.5. Схема підключення процесора NeuroMatrix до комп'ютера з використанням інструментального модуля MC4.31

На зовнішні роз'єми модуля виведені два комунікаційних порти процесора, які призначені для об'єднання декількох модулів або приєднання пристроїв вводу/виводу. Комунікаційні порти можуть бути використані в якості налагоджувального інтерфейсу для сполучення ПЕОМ із бортовими апаратурами на базі процесора L1879BM1.

Програмний драйвер модуля підтримує його роботу під керуванням операційних систем Windows 9x/NT/2000/XP/2003/Vista.

#### Основні характеристики:

- тактова частота - 50 МГц (20нс - час виконання будь-якої інструкції);
- технологія КМОП 0,5 мкм;
- корпус 256BGA;
- напруга живлення від 2,7 до 3,6 В;
- споживана потужність при 50MHz близько 1,3 Вт;
- умови експлуатації: -60...+85° С.

#### RISC-ядро:

- 5-ти східчастий 32-розрядний конвеєр;

- 32- і 64-розрядні команди (звичайно виконується дві операції в одній команді);
- два адресних генератори, адресний простір - 16 GB;
- два 64-розрядних програмувальних інтерфейси з SRAM/DRAM-поділюваною пам'яттю;
- формат даних - 32-розрядні цілі;
- регістри:
  - 8x32-розрядних регістрів загального призначення;
  - 8x32-розрядних адресних регістрів;
- спеціальні регістри керування й стану;
- два високошвидкісних комунікаційних порти вводу/виводу,
- апаратна сумісність з портами TMS320C4x.

#### VECTOR-сопроцесор:

- змінна 1-64-розрядна довжина векторних операндів і результатів;
- формат даних - цілі числа, упаковані в 64-розрядні блоки, у формі слів змінної довжини від 1 до 64 розрядів кожне;
- підтримка векторно-матричних і матрично-матричних операцій;
- два типи функцій насичення на кристалі;
- три внутрішніх 32x64-розрядних RAM-блоки.

#### Продуктивність:

- скалярні операції:
  - 50 MIPS;
  - 200 MOPS для 32-розрядних даних;
- векторні операції: від 50 до 50.000+ ММАС (мільйонів множень із накопиченням у секунду);
- I/O й інтерфейси з пам'яттю:
- пропускна здатність двох 64-розрядних інтерфейсів з пам'яттю - до 800 Мбайт/сек;
- I/O комунікаційні порти - до 20 Мбайт/сек кожний.

Математичне ядро нейрочипу складає операційний пристрій (ОП) - регулярна матрична структура 64x64 комірки (рис. 6.6).

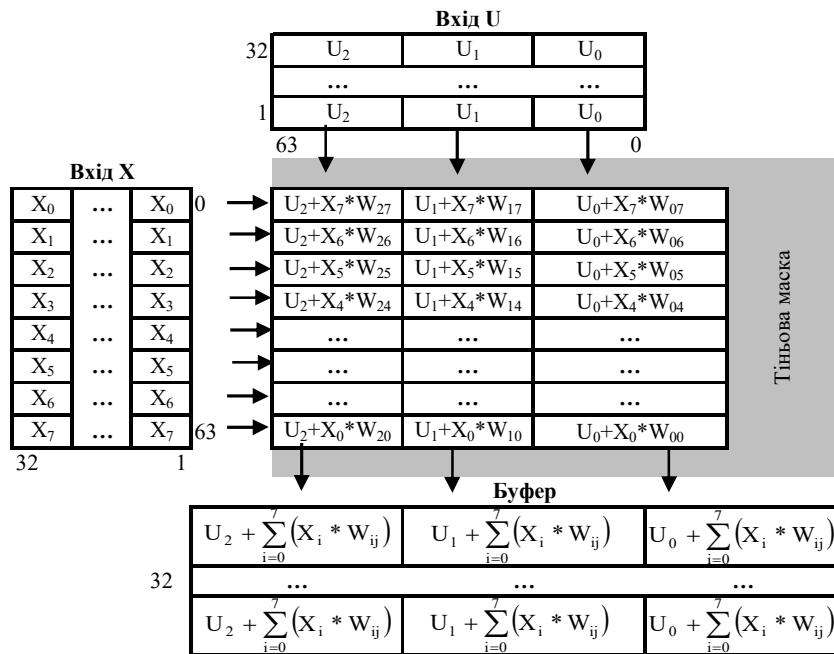


Рис. 6.6. Операційний пристрій спеціалізованого процесора NeuroMatrix (NM6403/6404)

Матриця може бути довільно розділена на стовпці й рядки. В утворений після розподілу макроосередок завантажуються вагові коефіцієнти  $W_{ij}$ . На вхід матриці подається вектор вхідних даних  $\bar{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ , кожному елементу якого відповідає рядок матриці. Ширина рядка (у бітах) – розрядність даного елемента вхідних даних. У макроосередках відбувається множення елемента вектора вхідних даних на ваговий коефіцієнт і додавання зі значенням верхнього осередку  $\bar{U} = (U_1, U_2, \dots, U_m)$  або значень входів  $U_i$ . Таким чином, для кожного стовпця обчислюється скалярний добуток  $Y_i = U_i + \sum_j W_{ij} X_j$ .

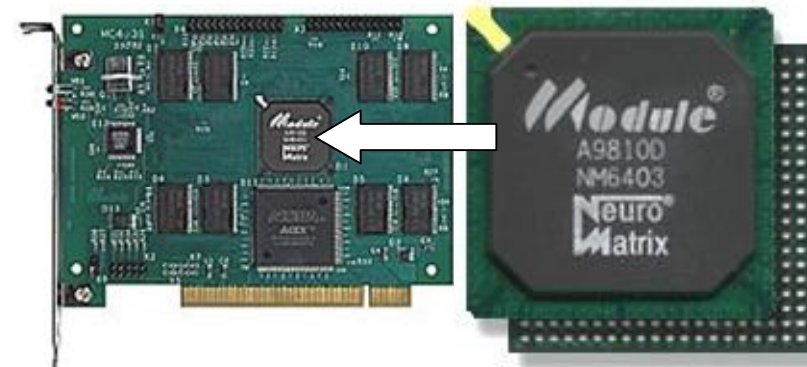


Рис. 6.7. Конструктивна реалізація NeuroMatrix 6403

Основними особливостями даного нейропроцесора є:

- можливість роботи із вхідними сигналами (синапсами) і вагами змінної розрядності (від 1 до 64 біт) у програмному режимі, що забезпечує унікальну здатність нейропроцесора збільшувати продуктивність зі зменшенням розрядності операндів;
- швидке підкачування нових ваг на фоні обчислень (24 операції множення з накопиченням за один такт при довжині операндів 8 біт);
- апаратна підтримка емуляції нейромереж великої розмірності;
- реалізація функції активації у вигляді граничної функції або функції обмеження;
- наявність двох широких шин (по 64 розряду) для роботи із зовнішньою пам'яттю будь-якого типу: до 4Мб SRAM і до 16 Гб DRAM;
- наявність двох байтових комунікаційних портів вводу/виводу, апаратно сумісних з комунікаційними портами TMS320C4x для реалізації паралельних розподілених обчислювальних систем великої продуктивності.
- можливість працювати з даними змінної розрядності за різними алгоритмами, що реалізуються за допомогою програм, які зберігаються у зовнішньому ОЗП.

Технічні характеристики:

- число вентилів на кристалі - 100 тис.;



- розмір кристала - 10 мм \* 10,5 мм при технології 0,7 мкм;
- споживана потужність - не більше 3 Вт;
- пікова продуктивність для байтних операндів - 720 MCPS (мільйонів з'єднань або множень із накопиченням у сек.) при тактовій частоті 30 МГц; при бінарних операціях - 8640 MCPS.

Подальшим розвитком сімейства чипів NeuroMatrix є більш потужний процесор типу NM6404.

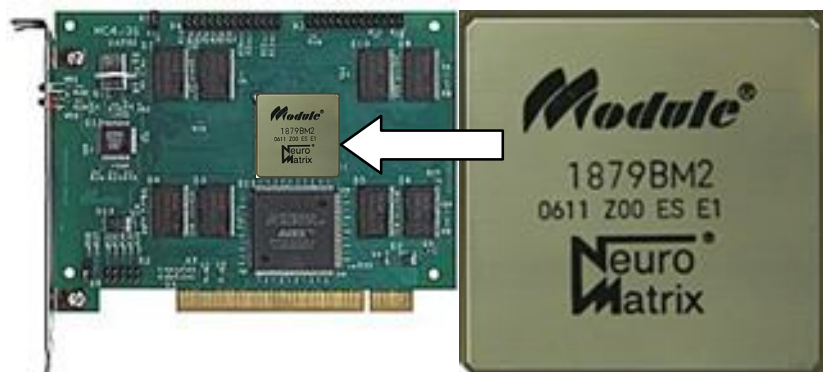


Рис. 6.8. Конструктивна реалізація NeuroMatrixR NM6404

NeuroMatrix NM6404 [253, 329] являє собою високопродуктивний DSP-орієнтований RISC мікропроцесор. У його склад входять два основних блоки: 32-розрядне RISC-ядро й 64-розрядне VECTOR-співпроцесор для підтримки операцій над векторами з елементами змінної розрядності. NM6404 за системою команд повністю сумісний з попередньою версією NM6403. Є два ідентичних програмувальних інтерфейси для роботи із зовнішньою пам'яттю різного типу й два комунікаційних порти, апаратно сумісних з портами TMS320C4x, для можливості побудови багатопроцесорних систем.

#### Особливості:

- тактова частота - 133 МГц (8нс - час виконання будь-якої інструкції);
- технологія КМОП 0,25 мкм;
- корпус PQFP256;

- напруга живлення від 2,5 В/ 3,3 В/ 5 В;
- споживана потужність - близько 1,0 Вт;
- умови експлуатації: -40...+80° С.

#### RISC-ядро:

- 5-ти східчастий 32-розрядний конвеєр;
- 32- і 64-бітні команди (звичайно виконується дві операції в одній команді);
- 2 Мбіт внутрішнє ОЗП;
- доступ до внутрішньої пам'яті сусідів;
- два адресних генератори, адресний простір - 16 GB;
- два 64-розрядних програмувальних інтерфейси з SDRAM/SRAM/DRAM/Flash ROM поділюваною пам'яттю;
- 4 одночасних доступи до внутрішньої пам'яті; широкомовний режим доступу до зовнішньої пам'яті;
- 64 Boot ROM; формат даних - 32-розрядні цілі; 4 канали DMA;
- два комунікаційних порти вводу/виводу, апаратно сумісних з портами TMS320C4x;
- JTAG-сумісний налагоджувальний інтерфейс;
- система керування споживаною потужністю.

#### VECTOR-співпроцесор:

- від 1 до 64-розрядна довжина векторних операндів і результатів;
- формат даних - цілі числа, упаковані в 64-розрядні блоки, у формі слів змінної довжини від 1 до 64 розрядів кожне;
- підтримка векторно-матричних і матрично-матричних операцій; 16 тактів на перезавантаження матриці коефіцієнтів;
- сповування робочої й тіньової матриці; два типи функцій насичення на кристалі.

#### Продуктивність:

- 1) за скалярними операціями:
  - 133 MIPS;
  - 399 MOPS для 32-розрядних даних;
- 2) за векторними операціями:
  - від 133 до 38.000+ ММАС (мільйонів множень із накопиченням у секунду);

- I/O й інтерфейси з пам'яттю;
- пропускна здатність двох 64-розрядних інтерфейсів з пам'яттю - 2128 Мбайт/сек;
- I/O комунікаційні порти - до 20 Мбайт/сек кожний.

Отже, нейропроцесори NM6403/6404 сімейства NeuroMatrix завдяки своїй універсальності успішно застосовуються як базовий елемент для плат нейроприскорювачів PC, для створення нейрокомп'ютерних паралельних обчислювальних систем великої продуктивності, а також для апаратної підтримки операцій над матрицями великої розмірності та у завданнях цифрової обробки сигналів [253, 329]. Аналіз зазначених розробок та оцінка продуктивності нейрочипів NeuroMatrix дозволяють стверджувати, що процесори типу NM6403/6404 доцільно взяти за основу при створенні апаратного прототипу ІСК.

### 6.3.3. Прототипи побудови ІСК із застосуванням сигнальних нейропроцесорів сімейства NeuroMatrix.

На підставі структурної схеми рис. 6.1 для реалізації ІСК секцією збагачення необхідно реалізувати поєднання не менш семи нейронних мереж. При цьому кожна з 3-х стадій має окремий нейронний контролер та емулятор. Також додатково реалізується ще одна нейронна мережа для здійснення процедури інтелектуальної класифікації у складі системи підтримки прийняття рішень. Отже, схема реалізації буде мати 7 модулів нейрочипів типу NM6403/6404 (Л1879ВМ1). Принцип реалізації зазначеного підходу показаний на рис. 6.9.

За основу при реалізації взято сервер промислового типу (специфікацію наведено у додатку А). Усі сім нейрочіпи підключено через шину PCI із застосуванням інтерфейсних модулів типу MC 4.31. Базове програмне забезпечення ІСК та промислова база даних розташовані на чотирьох жорстких дисках, які для підвищення надійності поєднані між собою на підставі застосування RAID-технології. Крім того, такий сервер виконано у відповідності до стандарту IP55, що забезпечує безперебійну роботу у жорстких промислових умовах.

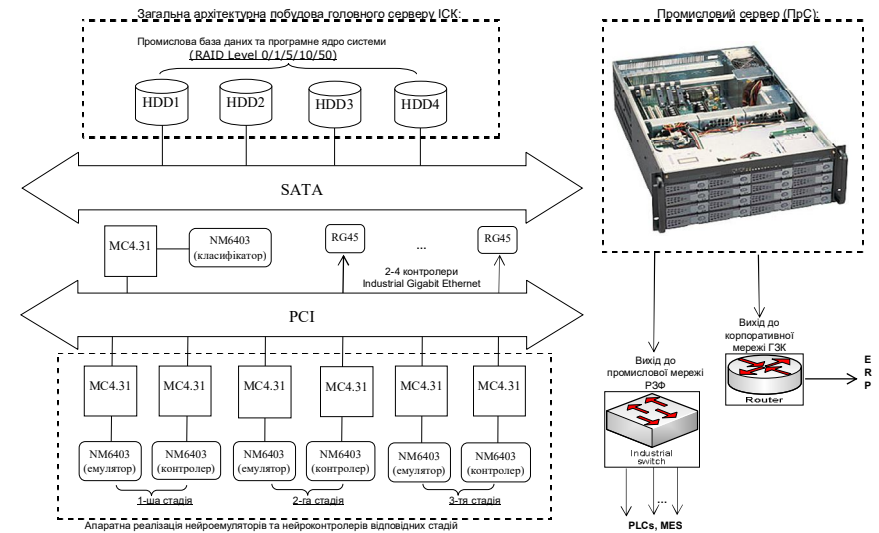


Рис. 6.9. Архітектура та функціональна схема ІСК з апаратною реалізацією ядра на підставі застосування нейрочипів

Для організації інформаційного обміну сервер підключено до промислової мережі РЗФ із застосуванням технології Industrial Gigabit Ethernet через інтегровані мереживі адаптери та зовнішній комутатор (Industrial switch). Решта робочих місць системи (АРМ диспетчера, технолога тощо), що утворюють внутрішнє MES-середовище, також з'єднується через комутатор (або стек комутаторів). Аналогічним способом організовано підключення мережі на рівні промислових контролерів (PLCs), які безпосередньо взаємодіють з низовим устаткуванням (датчики, первинні перетворювачі, виконавчі пристрої тощо).

Вихід до корпоративної інформаційної мережі підприємства для взаємодії з підсистемами верхнього рівня (зокрема, ERP) здійснюється через зовнішній маршрутизатор (Router).

Решта підсистем ІСК у відповідності до структурної схеми (див. рис. 6.1) реалізується програмно аналогічно рішенням, запропонованим у пп.6.2.2.

#### 6.4. Економічне обґрунтування застосування ІСК

Економічне обґрунтування застосування системи інтелектуального керування в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ можливо здійснити на підставі урахування низки стабілізуючих факторів (зниження амплітуди коливань математичного сподівання та дисперсії якісних та кількісних показників ТП). Для цього використовувалися залежності собівартості переділу в умовах різних ГЗК Кривбасу (рис. 6.10), отримані в [330].

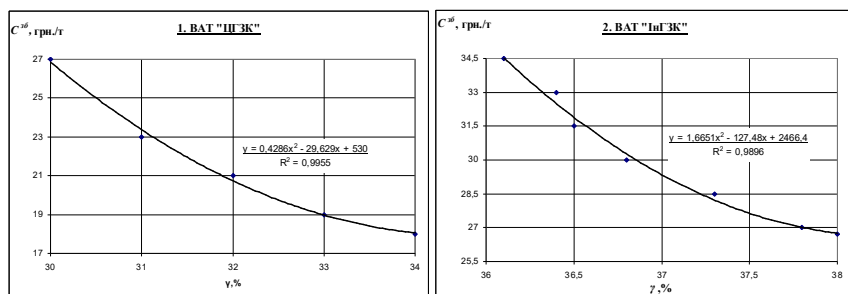


Рис. 6.10. Тренд залежності питомих витрат з переробки та збагачення ( $C^{об}$ , грн./т) від виходу концентрату ( $\gamma$ , %):

- 1 – Центральний ГЗК;
- 2 – Інгулецький ГЗК.

Аналіз залежностей рис. 6.10 свідчить, що збільшення виходу концентрату на 1% призводить до зменшення питомих витрат на переділ збагачення у середньому на 2-4 грн./т. Наведені дані достатньо добре апроксимуються поліноміальним трендом другого порядку (коефіцієнт детермінації  $R^2$  перевищує 0,99). З іншого боку результати моделювання та промислових випробувань роботи ІСК при відстеженні показників виходу концентрату дозволяють стверджувати про достатню результативність застосування запропонованого підходу (рис. 6.11).

Розрахунки, виконані на підставі досліджень за даними РЗФ Центрального ГЗК, показують зменшення дисперсії виходу концентрату на 1,5%. При цьому математичне сподівання збільшилося на 0,3%. Останнє дозволяє стверджувати про збільшення виходу концентрату у середньому на 0,3%.

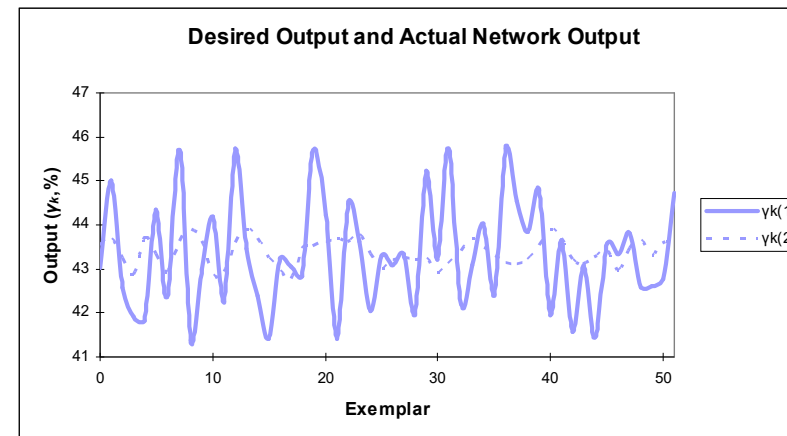


Рис. 6.11. Зміни показника виходу концентрату (ЦГЗК):

- 1 – без застосування ІСК;
- 2 – при застосуванні ІСК.

Отже, з урахуванням трендових залежностей (рис. 6.10) та рекомендацій методики [1] оцінка річного економічного ефекту за рахунок збільшення виходу результуючого концентрату на прикладі РЗФ Центрального ГЗК буде складати:

$$E_p = \Delta\gamma \cdot \Delta C^{об} \cdot Q_p + \Delta\gamma \cdot C^к \cdot Q_p = \Delta\gamma \cdot Q_p (\Delta C^{об} + C^к), \quad (6.1)$$

де  $E_p$  – оцінка значення загального річного економічного ефекту, що очікується, грн.;

$\Delta\gamma$  – приріст значення виходу результуючого концентрату за рахунок стабілізації технологічних показників, % (на підставі вищезазначених міркувань приймаємо  $\Delta\gamma = 0,3\%$ );

$\Delta C^{об}$  – зменшення питомої собівартості переділу збагачення за рахунок збільшення виходу концентрату на 1%, грн./т (для розрахунку приймаємо  $\Delta C^{об} = 2$  грн./т);

$C^к$  – ринкова ціна 1т концентрату встановленої якості, вологості, домішок тощо, грн./т (від 70\$/т в цінах першого півріччя 2008р.);

$Q_p$  – усереднена річна продуктивність типової секції РЗФ з переробки руди, т/рік (з урахуванням проектної місячної продуктивності,

ремонтних та інших вимушених простоїв, для цього приймаємо  $Q_p = 1,2$  млн.т/рік).

При цьому перша складова формули (6.1) враховує зменшення собівартості переділу збагачення, а друга – збільшення доходу за рахунок реалізації додаткового концентрату. З урахуванням цього розрахунок інтегрованого значення річного економічного ефекту для однієї типової секції РЗФ в умовах Центрального ГЗК дає

$$E_p = 0,003 \times 1200000 (2+340) = 1\ 231\ 200 \text{ грн.} \approx 1,23 \text{ млн. грн.}$$

Для розрахунку решти показників економічної ефективності та терміну окупності при створенні ІСК застосуємо відомі методики [331, 332].

Коефіцієнт економічної ефективності капітальних вкладень ( $e_{ке}$ ) на впровадження ІСК розраховується за формулою:

$$e_{ке} = E_p / (K_е + E_е), \quad (6.2)$$

де  $K_е$  – капітальні витрати на створення ІСК;

$E_е$  – експлуатаційні витрати на впровадження, експлуатацію та обслуговування системи.

Гранична величина капітальних витрат на створення ІСК, призначеної для одночасного контролю однієї технологічної лінії (секції) РЗФ, згідно з *додатком В*, становить 600 тис. грн.

Експлуатаційні витрати на рік (12 місяців) з розрахунку 1,5% на місяць складуть:

$$E_е = 0,015 K_е \times 12 = 108 \text{ тис. грн.}$$

Тоді на підставі залежності (6.2) коефіцієнт економічної ефективності капітальних вкладень дорівнює

$$e_{ке} = 1\ 231\ 200 / (600\ 000 + 108\ 000) = 1,74.$$

Термін повної окупності системи

$$T = 1 / e_{ке} = 1 / 1,74 \approx 0,6 \text{ р.} = 7,2 \text{ міс.} \quad (6.3)$$

Схожі результати дають аналогічні розрахунки для РЗФ інших ГЗК Кривбасу.

Питання економічної ефективності застосування подібних систем для автоматизації локальних процесів збагачення, а також керування на верхніх рівнях ієрархії організаційної структури ГЗК розглянуто в роботах [22, 297, 310, 317].

## 6.5. Перспективи та напрями подальших досліджень

Протягом моделювання та промислових випробувань методів інтелектуальної ідентифікації, нейрокерування, класифікаційного керування та еволюційної оптимізації було доведено доцільність їх застосування для автоматизації ТП секції збагачення в умовах нестационарності, нелінійності, багатозв'язності та значного часового запізнення.

Результати досліджень та розробок, що здійснені протягом виконання дисертаційної роботи, дозволяють сформулювати такі потенційно перспективні напрями розвитку інтелектуальних систем у гірничій галузі.

- Обґрунтування, створення та адаптація інтелектуальних методів ідентифікації та керування в умовах інших ТП та підрозділів ГЗК (дробильне, агломераційне та окомкувальне виробництво).
- Реалізація інтелектуального керування на інших рівнях МЕК1131 (MES, ERP) для РЗФ, ДФ, АФ та решти суміжних підрозділів комбінату й ГЗК у цілому.
- Створення гібридних (інтегрованих) ІСК (наприклад, продукційних нейронечітких тощо).
- Визначення оптимального інтервалу дискретизації при реалізації нейронечітких структур ідентифікації та автоматизованого керування в умовах процесів збагачувальної технології.
- Вдосконалення методів еволюційної оптимізації параметрів нейрокібернетичних моделей ТП збагачення магнетитових кварцитів та процедур автоматичної класифікації з метою підвищення їх ефективності.
- Вдосконалення алгоритмів параметризації інтелектуальних структур з метою підвищення їх продуктивності та обчислювальної робастності.

## 6.6. Висновки до шостого розділу

1. На підставі застосування запропонованих у попередніх розділах принципів ідентифікації, автоматизованого інтелектуального керування та алгоритмів оптимізації ТП збагачення магнетитових кварцитів розроблена загальна структурна схема прототипу ІСК те-

хнологічною лінією (секцією) РЗФ, що призначена для практичної реалізації та випробувань у промислових умовах.

2. У результаті аналізу потенційних технологій створення сучасних інтелектуальних систем було з'ясовано, що практичну реалізацію нейромережових структур у складі ТП доцільно здійснити шляхом застосування програмної імітації (нейроемуляції) або з використанням апаратних рішень на основі поширених нейрочипів.

3. Програмна реалізація нейромережових блоків ІСК із застосуванням нейроемулятора типу Neuro Solution показала більшу гнучкість при синтезі та при переналаштуванні. Разом із цим продуктивність роботи ІСК і, особливо, параметризації (навчання) була на 40-60% нижчою ніж при застосуванні апаратної реалізації.

4. Апаратна реалізація ІСК засобами нейропроцесорів типу NeuroMatrix NM6403/6404 відповідно продемонструвала більш високу продуктивність параметризації, обчислень та спостереження (підтримання) уставок. Однак, така технологія є більш складною та трудомісткою в процесі відтворення, а також дозволяє реалізувати обмежений набір нейромережових структур та алгоритмів навчання.

5. Розрахунок економічної ефективності впровадження ІСК в умовах секції РЗФ з річним обсягом продуктивності переробки за рудою 1,2 млн. т при збільшенні виходу (за рахунок стабілізації) сумарного концентрату на 0,3%, капітальних витратах 600 тис. грн., додаткових експлуатаційних витратах 100 тис. грн. показує, що інтегральний річний економічний ефект складає 1,23 млн. грн., строк окупності проекту 0,6 року.

## ПІДСУМОК

За результатами виконаних досліджень були сформульовані та обґрунтовані такі наукові висновки і практичні результати:

1. Аналіз стану автоматизації керування ТП в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ вітчизняних ГЗК показав, що поряд з актуальністю проблеми та достатньо великою кількістю розробок й досліджень у цьому напрямі на сьогодні практично відсутні промислові зразки САК комплексом ТП секції, а існуючі дотепер концепції керування технологічною лінією РЗФ не в повній мірі відповідають сучасним вимогам і не завжди забезпечують ефективне розв'язання складних завдань в умовах збагачувального виробництва (багатоканальність, нестаціонарність, збуреність, нечіткість і неповнота інформації, велике запізнювання інформації у часі щодо вихідних параметрів та ін.).

2. Розроблено технічні вимоги до програмно-апаратного комплексу ІСК ТП секцією РЗФ з ієрархічною структурою, що має забезпечити нормальне функціонування в умовах великого запізнювання інформаційних змінних, багатомірності, неповноти і нечіткості даних, агресивних середовищ, гнучку конфігурацію та інтеграцію на базі стандартних протоколів обміну даних, можливість коректування інформаційних потоків людиною-оператором, дружній інтерфейс користувача.

3. У результаті систематизації параметрів та зв'язків локальних підсистем (процесів) збагачення залізної руди, їх симпліціального q-аналізу, дослідження впливу фізико-хімічних та фізико-механічних властивостей первинної сировини на вихідні показники всіх стадій ТП із встановленням відповідних залежностей обґрунтовано застосування сучасних підходів нейрокібернетики, висунуто вимоги та критерії щодо роботи ІСК, запропоновано структурну схему реалізації моделі в нейромережевому базисі, зроблено оцінку граничних обсягів навчаючої вибірки та вимоги щодо її формування. Зазначене дозволило сформулювати нову концепцію інтелектуального керування технологічною лінією (секцією) магнітного збагачення залізної руди, де здійснюється визначення уставок для всіх стадій переділу на підставі встановленого співвідношення між якістю вихідних продуктів та відносною подрібнюваністю руди, що дозволяє узго-

джувати режими роботи секції шляхом застосування нейрокібернетичного підходу в умовах невизначеності збурюючих факторів (неповної та нечіткої інформації про властивості первинної сировини).

4. На підставі відомих одновимірних нейромережових авторегресійних модельних структур інтелектуальної ідентифікації типу NNARX, NNARXMAX, NNOE із застосуванням методу математичної індукції були отримані відповідні багатовимірні аналоги, які придатні для ідентифікації складних багатозв'язних систем на прикладі ТП збагачення магнетитових кварцитів. Дослідження багатовимірних нелінійних моделей інтелектуальної ідентифікації у різних базисах дозволило визначити їх основні властивості: середньоквадратична похибка апроксимації MSE до 1%; нормована середньоквадратична похибка апроксимації NMSE до 1,5%; оптимальний термін прогнозування – 1 крок для моделей типу NNARX, NNARXMAX та 3-4 кроки для NNOE; глибина регресії 2-4 сигнали; середня відносна похибка апроксимації MAE не перевищує 1%.

5. Запропоновано нову структуру інтелектуальної системи узгодженого керування всіма стадіями ТП збагачення залізної руди, де, на відміну від існуючих, поєднано принципи оптимального, класифікаційного та інверсно-прогнозуючого нейрокерування. Комп'ютерне моделювання динаміки багатоканальних систем інтелектуального керування подібного типу (у номінальних режимах роботи, за наявності 10% збурень, при дії нелінійних обмежень на зміну параметрів контролерів за принципом насичення в інтервалі 20-80% тощо) довело можливість їх застосування в умовах багатостадійного ТП збагачення.

6. Розроблено алгоритми функціонування багатоканальної ІСК на основі поєднання процедур нейромережевого прогнозуючого та класифікаційного керування. Інтелектуальна класифікація із застосуванням багатошарових нейронних мереж та попереднім кластерним відбором навчаючої вибірки при належній кількості елементів кластеру дозволяє визначати вектор уставок та прогнозувати показники ТП збагачення із задовільною точністю, яка за відносною похибкою не перевищує 1,2%.

7. Удосконалений спосіб оптимізації параметрів ТП збагачення залізної руди в складі інтелектуальної системи керування, що вигід-

но відрізняється від аналогів більшою швидкістю збіжності за рахунок застосування генетичних алгоритмів пошуку. У результаті дослідження процедури оптимізації ТП збагачення магнетитових кварцитів із застосуванням еволюційних методів було доведено можливість та ефективність використання генетичних алгоритмів для пошуку оптимуму нейромережевої функції мети.

8. Розроблена структурна схема практичної реалізації прототипу ІСК ТП збагачення в умовах технологічної лінії РЗФ, розглянуто способи його програмної реалізації (із застосуванням нейроемулаторів) та апаратної (на підставі застосування нейрочипів типу NeuroMatrix NM6403/NM6404). Програмна реалізація нейромережових блоків ІСК із застосуванням нейроемулатору типу Neuro Solutions надає більшу гнучкість при синтезі та при переналагодженні. Разом із цим продуктивність роботи ІСК та швидкість параметризації (навчання) знижується на 40-60% у порівнянні із застосуванням апаратної реалізації.

9. Розрахунок економічної ефективності впровадження результатів дисертаційної роботи для секції РЗФ з річним обсягом продуктивності за рудою 1,2 млн. т при збільшенні виходу (за рахунок стабілізації) сумарного концентрату на 0,3%, капітальних витратах 600 тис. грн., додаткових експлуатаційних витратах 100 тис. грн. показує, що інтегральний річний економічний ефект складає 1,23 млн. грн., строк окупності проекту 0,6 року.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Пивень В.А., Шиповский Г.В., Дядечкин Н.И. Экономическая эффективность повышения качества горно-металлургического сырья // Горный журнал.– 2003.–№9.– С.57–58.
2. Назаренко В.М., Назаренко М.В., Хоменко С.А., Купін А.І. Управління роботою гірничозбагачувального комбінату при використанні інформаційних технологій 21-го сторіччя // Академічний вестник Криворожського територіального відділення Міжнародної Академії комп'ютерних наук і систем, 2001.– №7–8.– С.43–49.
3. Близиюков В.Г., Пивень В.О., Плотников О.В. Тенденції розвитку залізородної мінерально-сировинної бази і шляхи підвищення якості концентрату на гірничодобувних підприємствах України // Сборник научных трудов 3-го международного симпозиума «Оперативный контроль и управление качеством минерального сырья при добыче и переработке».– Кривой Рог, 2002.– С.63–67.
4. Методи робастного, нейро-нечеткого і адаптивного управління / Под.ред. Н.Д.Егупова.– М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э.Баумана, 2002.– 744 с.
5. Махогило К.В. Разработка методик эволюционного синтеза нейросетевых компонентов систем управления: Дис.... канд. техн. наук: 05.13.06.– Харьков, 1998.– 179 с.
6. Зубов Д.А. Розвиток методів і засобів адаптивного автоматизованого керування комплексом технологічних процесів вуглезбагачувальної фабрики: Дис.... докт. техн. наук: 05.13.07.– Кривий Ріг, 2005.– 534с.
7. Моркун В.С. Ультразвуковой контроль характеристик измельченных материалов и адаптивное управление процессами измельчения-классификации руд на его базе: Дис. д-ра техн. наук: 05.13.07. – Кривой Рог, 1998. – 309 с.
8. Моркун В.С., Цокуренько А.А., Луценко И.А. Адаптивные системы оптимального управления технологическими процессами. – Кривой Рог: Минерал, 2005. – 261 с.
9. Хорольский В.П. Адаптивная система многоуровневого управления технологическим процессом переработки руд: Автореф. дис. ... докт. техн. наук: 05.13.07. – Ленинград, 1989. – 39 с.
10. Руденко О.Г., Бессонов А.А. Адаптивное управление многомерными нелинейными объектами на основе радиально-базисных сетей // Кибернетика и системный анализ.– №2.– 2005.– С. 9–18.
11. Руденко О.Г., Бессонов А.А. Адаптивное управление нелинейными объектами с помощью нейронной сети СМАС // Проблемы управления и информатики.– №5.– 2004.– С. 14–28.
12. Купин А.И. Интегрированная система управления процессами первой стадии обогащения железной руды с минимальными потерями в хвостах: Дис.... канд. техн. наук: 05.13.07.– Кривой Рог, 2001.– 142с.
13. Купін А.І. Обґрунтування використання технологій штучного інтелекту для управління технологічним процесом збагачення магнетитових кварцитів // Вісник КТУ.–Вип.1.–Кривий Ріг: КТУ.–2003.– С.51–55.
14. Нейроуправление и его приложения / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсуф; Пер. с англ.– М.:ИПРЖР, 2000.–272 с.
15. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления.– М.:Высш.шк., 2002.– 183с.
16. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления / Общ.ред. А.И.Галушкина. – М.:ИПРЖР, 2002.– 480с.
17. Усков А.А., Кузьмин А.В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика.– М.: Горячая Линия-Телеком, 2004.– 143с.
18. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика.– М.: Телеком, 2002.– 382 с.
19. Марюта О.М., Бойцун Н.Є. Статистичні методи і моделі в економіці.– Дніпропетровськ: Пороги, 2002.– 384с.
20. Марюта А.Н. Автоматическая оптимизация процесса обогащения руд на магнитообогатительных фабриках.– М.: Недра, 1975.– 231с.
21. Воронов В.А. Об одном подходе к управлению раскрытием минералов в процессе измельчения // Обогащение руд.–2001.–№2.–С.43–46.
22. Марюта А.Н. Обоснование принципов построения оптимальных комбинированных САУ на магнитообогатительных фабриках / Вісник Криворізького технічного університету. – Кривий Ріг: КТУ. – Вип. 6. 2005. – С. 152–155.
23. Марюта А.Н., Кочура Е.В. Экономико - математические методы оптимального управления предприятиями. – Днепропетровск: Наука и образование, 2002. – 144с.

24. Марюта А.Н., Качан Ю.Г., Бунько В.А. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик.– М.: Недра, 1983.–277с.
25. Марюта А.Н. Автоматизация процессов измельчения и классификации.– М.: Недра, 1984.– 210 с.
26. Андреев Е.Е., Тихонов О.Н. Динамика технологических процессов на обогатительных фабриках.– Л.: Изд. ЛГИ, 1987.–91с.
27. Тихонов О.Н. Автоматизация производственных процессов на обогатительных фабриках.– М.: Недра, 1985.–272с.
28. Козин В.З. Опробование и контроль технологических процессов обогащения.– М.: Недра, 1985.– 294с.
29. Барский Л.А., Козин В.З. Системный анализ в обогащении полезных ископаемых. – М.: Недра, 1978. – 486 с.
30. Астафьев Ю.П., Полищук Г.К. Автоматизированные системы управления горнорудными предприятиями.– К.: Вища школа, 1984. – 216с.
31. Батицкий В.А., Куроедов В.И., Рыжков А.А. Автоматизация производственных процессов и АСУ ТП в горной промышленности.– М.: Недра, 1991.– 303с.
32. Троп А.Е., Козин В.З., Прокофьев Е.В. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик: Учебник для вузов. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Недра, 1986. – 303 с.
33. Кошарский Б. Д., Ситковский А. Я. Красномовец А. В. и др. Автоматизация управления обогатительными фабриками // Москва: Недра, 1987.– 528 с.
34. Автоматизация обогатительных фабрик / Г.А. Хан, В.П. Картушин, Л.В. Сорокер, Д.А. Скрипчак / Под ред. Л.П. Рузинова – М.: Недра, 1974. – 280с.
35. Гончаров Ю. Г., Давидкович А.С., Гейзенблазен Б.Е. Автоматизированный контроль и регулирование технологических процессов на железорудных фабриках.– М.: Недра, 1988.– 227 с.
36. Лебедин В.Ф., Процуто В.С., Ревуцкий Ю.В. Проектирование систем управления обогатительными производствами.– М.: Недра, 1973.– 296 с.
37. Нестеров Г.С. Технологическая оптимизация обогатительных фабрик.– М.: Недра, 1976.– 121 с.

38. Шупов Л.П. Моделирование и расчет на ЭВМ схем обогащения. – М.: Недра, 1980. –288 с.
39. Жосан А.А, Бабец Е.К., Хорольский В.П. Синтез адаптивного цифрового регулятора с квазискльзящим режимом для нестационарных объектов обогатительной технологии//Изв. вузов. Горный журнал. – 1990. – № 10. – С. 119–124.
40. Пучков Л.А., Федунец Н.И., Потресов Д.К. Автоматизированные системы управления в горнодобывающей промышленности.– М.: Недра, 1987.– 285 с.
41. Кочура Е.В. Развитие научных основ автоматизации процессов магнитного обогащения руд с целью энергосбережения: Автореф. дис. ... докт. техн. наук: 05.13.07. – Днепропетровск, 1996. – 39 с.
42. Хорольский В.П. Адаптивная система многоуровневого управления технологическим процессом переработки руд: Автореф. дис. ... докт. техн. наук: 05.13.07. – Ленинград, 1989. – 39 с.
43. Барский М.Д. Оптимизация процессов разделения зернистых материалов. – М.:Недра, 1978. – 165 с.
44. Кочура Є.В., Косарев В.М. Моделювання макроекономічної динаміки: Навч. посіб. / Дніпропетровський ун-т економіки та права. – Д. : Вид-во ДУЕП, 2003. – 235с.
45. Процуто В.С. Автоматизированные системы управления технологическими процессами обогатительных фабрик. – М.: Недра, 1987. – 253 с.
46. Білецький В.С., Смирнов В.О. Технологія збагачення корисних копалин. – Донецьк: Східний видавничий дім, 2003. – 272 с.
47. Кричевский М.Л. Интеллектуальные методы в менеджменте.– СПб.: Питер, 2005.– 304 с.
48. Назаренко В.М., Гвоздик В.С., Назаренко М.В., Савицкий А.И., Купин А.И. АСУТП и информационные системы на горнообогатительных комбинатах: проблемы создания и интеграции (на примере АСУТП 12-й секции РОФ-2 ЮГОКА) // Академический вестник Криворожского территориального отделения Международной Академии компьютерных наук и систем, 1999.– №1.– С.18–23.
49. Горнев В.Ф. Проблемы и технология комплексной автоматизации // Автоматизация проектирования.– Отделен. информатики, выч. техники и автоматизации Российской академии наук.–№1.–1999г.



50. Моделирование и управление горнорудными предприятиями / С.Л.Каграманян, А.С.Давидкович, В.А.Мальшев и др.– М.:Недра, 1989.–360с.

51. Глушков В.М. Введение в АСУ.– К.: Техніка, 1974.– 310с.

52. Ивахненко А.Г., Зайченко Ю.П., Димитров В.Д. Принятие решений на основе самоорганизации // М.: Советское радио, 1976.– 280с.

53. Ивахненко А.Г. Самообучающаяся система распознавания автоматического управления.– К.: Техніка, 1979.– 392 с.

54. Ивахненко А.Г., Мюллер И.А. Самоорганизация прогнозирующих моделей.– К.: Техника, 1984.– 350 с.

55. Ивахненко А.Г., Лапа В.Г. Предсказание случайных процессов.– К.: Наукова думка, 1971.– 416 с.

56. Кондратець В.О., Сербул О.М. Стендові випробування системи комп'ютерної ідентифікації та регулювання розрідження пульпи в млинах першої стадії подрібнення // Академічний вестник Криворізького територіального відділення Міжнародної Академії комп'ютерних наук і систем, 2007.– №19.– С.43–49.

57. Шмалій С.В. Система управління першої стадією в АСУ ТП залізничних обогатительних фабрик: Дис.... канд. техн. наук: 05.13.07.– Киев, 1989.– 174 с.

58. Шупов Л.П. Прикладные математические методы в обогащении полезных ископаемых.– М.: Недра, 1972.– 168 с.

59. Назаренко М.В. Исследования корректности построения математических моделей процесса переработки сырья горно-обогатительным комбинатом // Разработка рудных месторождений: Респ. Міжвідомчий наук.-техн. збірник Мін. Освіти і науки України.– Кривий Ріг, 2005.– №88.– С.132–135.

60. Хорольский В.П. Использование экспертных знаний при обнаружении аномальных режимов работы технологических аппаратов обогатительной фабрики//Изв. вузов. Горный журн.– 1992.– № 11.– С. 95–99.

61. Бабец Е.К. Хорольская Т.В., Хорольский В.П. Стратегия управления качеством продукции Криворожских горно-обогатительных комбинатов в условиях их реструктуризации // Сб. научн. трудов 2-го междунар. симпозиума «Оперативный контроль и управление качеством минерального сырья при добыче и переработке».– Ялта, 1999.– С.281–285.

62. Хорольский В.П. Интеллектуальная система управления обогатительной фабрикой окисленных руд // Изв.вузов горный журнал.– 1992.– №10.– С.37–41.

63. Бабец Е.К., Горлов Н.И., Жуков С.А. Ситуационное управление технологическими процессами добычи и переработки руд (производственный менеджмент). – Д. : Наука и образование, 2001. – 286с.

64. Сироджа И.Б., Петренко Т.Ю. Метод разноуровневых алгоритмических квантов знаний для принятия производственных решений при недостатке или нечеткости данных. – Киев, Наукова думка, 2000. – 247 с.

65. Сироджа И.Б. Квантовые модели и методы искусственного интеллекта для принятия решений и управления. – Киев, Наукова думка, 2002. – 490 с.

66. Воронов В.А. Многоуровневая оптимизация процессов обогащения. М.: Недра. 1991. – 154с.

67. Моркун В.С., Цокуренько О.О., Барський С.М. Адаптивне керування на підставі проєкційних методів у задачах синтезу на просторі неформалізованих даних//Вісник Криворізького технічного університету. Вип. 3. – Кривий Ріг: – 2003. – С. 3– 6.

68. Моркун В.С., Цокуренько А.А., Барський С.Н., Поркуян О.В. Принципи адаптивного управління на базі неформалізованих даних//Разраб. рудн. месторожд. Вып. 84. – Кривой Рог: КТУ. – 2003.– С. 10–18.

69. Моркун В.С., Цокуренько А.А., Моркун Н.В., Барський С.Н. Алгоритмы адаптивного управления объектами с экстремальными характеристиками//Разраб. рудн. месторожд. Вып. 86. – Кривой Рог: КТУ. – 2004.– С. 3–7.

70. Моркун Н.В., Сотникова Т.Г., Цокуренько А.А. Динамическая коррекция параметров ПИД-регулятора на базе алгоритмов нечеткой логики//Вісник Криворізького технічного університету. Вип. 10. – Кривий Ріг: КТУ. –2005. – С. 184–187.

71. Зарубин М.Ю. Исследование управления обогатительным оборудованием нейрорегуляторами // Нейроинформатика и ее приложения: Материалы XI Всероссийского семинара / Под ред. А.Н. Горбаня, Е.М. Миркеса.– Красноярск: Изд-во ИВМ СО РАН, 2003.– С.73–74.

72. Еременко Ю.И. Нейросетевая идентификация процесса классификации железорудного концентрата в системе автоматизации работы

гидроциклона // "Мехатроника, Автоматизация, Управление".– №10.– 2004.– С.86–93.

73. Кулаенко О. А., Пермяков В. И. Нейронные сети и нечеткая логика в управлении измельчительным оборудованием // Тезисы доповідей XXIII Міжнародної конференції з автоматичного управління (Автоматика–2006).– Вінниця: Вид-во ВНТУ «Універсум-Вінниця», 2006 .– С.392–393.

74. Архангельский В. И., Богаенко И. Н., Грабовский Г. Г., Рюмшин Н. А. Нейронные сети в системах автоматизации. — К.: Техніка, 1999. — 364 с.

75. Многоканальные итерационные системы управления / Б. И. Кузнецов, А. А. Худяев, И. Н. Богаенко, Г. Г. Грабовский и др. — К.: НПК "КИА", 1998. — 244 с.

76. Богаенко И. Н., Грабовский Г. Г., Рюмшин Н. А. и др. Интегрированные организационно-технические АСУ промышленными предприятиями. — К.: НПК "КИА", 2002. — 147 с.

77. Архангельский В. И., Богаенко И. Н., Грабовский Г. Г., Рюмшин Н. А. Человеко-машинные системы автоматизации. — К.: НПК "КИА", 2000. — 308 с.

78. Scheiner, B. J., Stanley, D. A., Karr, C. L. (Eds.) Emerging computer techniques in the minerals industry.– Littleton, CO: Society for Mining, Metallurgy, and Exploration, Inc., 1993.–144 p.

79. Karr, C. L., Stanley, D. A., McWhorter, B. Optimization of hydrocyclone operation using a geno-fuzzy algorithm. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2000.– N186.– P.517–530.

80. Karr, C. L., Stanley, D. A. A neural network model of grinding. Advances in Filtration and Separation Technology, 1998.– N12.– P.479–488.

81. Karr, C. L., Weck, B. Genetic programming for a hydrocyclone separator system identification problem // Fluid Particle Separation Journal.– 1998.– N11.– P.125–138.

82. Karr, C. L., Weck, B., Nishita, K. A comparison of fuzzy and neural network modeling for separation equipment // Fluid Particle Separation Journal.– 1997.– N10(3).– P.81–95.

83. Karr, C. L., Weck, B. Computer modelling of mineral processing equipment using fuzzy mathematics // Minerals Engineering.– 1996.– N9(2), P.183–194.

84. Karr, C. L., Meredith, D. L., Stanley, D. A. Control of liquid level via learning classifier system // Proceedings of The Applications of Artificial Intelligence VII Conference.– 1989.– N1095.– P.78–85.

85. Reuter, M.A. Dalmijn, W.L. and Schaik, A.V. (2002): Smart product systems.– Recycling International.– 2002.– N9.– P. 34–36.

86. Reuter, M.A. Eric, R.H. and Hejja, A.A. Modelling of liquidus temperature and electrical conductivities of synthetic ferromanganese slags by the use of neural nets // Proceedings of Sensors and Modelling in the Materials Processing: Techniques and Applications: The Minerals, Metals and Materials Society.– Orlando, USA.– 1997.– P. 35–53.

87. Reuter M.A. Hybrid Neural Net Modelling in Metallurgy // Proceedings Metallurgical Processes for the Early Twenty-First Century.– Vol 1.– Ed. H.Y.: Sohn.– San Diego.– 1994.– P. 907–927.

88. Wills B.A. Automatic control in mineral processing // Mining Mag. – 1987. – № 3. – P. 316–317, 319–320.

89. Whiten W.J. Process control for mineral processing plants // Autom. Mining, Miner. and Metal Process.: Selec. Pap. 5th IFAC Symp., Tokyo, 24–29, Aug., 1986. – Oxford, 1987. – P. 145–153.

90. Abel M. Record Recommissioning of A Six-High Reversing Stand and Recoiling Line // Metals&Mining International News, N2 (aug.).– 2003.– P.4–5.

91. Пальчевський Б.О. Дослідження технологічних систем (моделювання, проектування, оптимізація).– Львів: Світ, 2001.– 232 с.

92. Гвоздик В.С., Купин А.И. Реализация согласованного управления мельницами измельчения на основе применения нечеткого контроллера // Разраб. рудн. месторожден. – Вып.88.– Кривой Рог: КТУ.–2005.– С.148–152.

93. Зайченко Ю.П. Основы проектирования интеллектуальных систем.–К.: Видавн.дім "Слово", 2004.– 352с.

94. Бенькович Е.С., Колесов Ю.Б., Сениченков Ю.Б. Практическое моделирование динамических систем.– СПб.:БХВ-Петербург, 2002.– 464с.

95. Минаев Ю.Н., Филимонова О.Ю., Бенамеур Л. Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе.– М.: Горячая линия-Телеком, 2003.– 205с.

96. Петров Ю.П. Новые главы теории управления и компьютерных вычислений.– СПб.: БХВ-Петербург, 2004.– 192с.

97. Девятков В.В. Системы искусственного интеллекта.– М.: Изд-во ТУ им. Н.Э. Баумана, 2001.– 352с.

98. Люпер Д.Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем.– М.: Изд-во Вильямс, 2003.– 864с.

99. Щокін В.П., Чернякова С.М., Щокіна О.В., Барановська М.Л. "Методологія синтезу інтелектуальних гібридних систем автоматичного управління технологічними процесами" // Академічний вестник Криворожського територіального відділення Міжнародної Академії комп'ютерних наук і систем, 2006.– №18.– С.46–50.

100. Щокін В.П. Метод аналітичного конструювання закону адаптації нейронечітких структур в інтелектуальних гібридних системах автоматичного управління // Вісник КТУ.– Вип.12.–Кривий Ріг: КТУ.–2006.– С.131–135.

101. Ерофеев А.А., Поляков А.О. Интеллектуальные системы управления.– СПб.: СПбГТУ, 1999.– 263с.

102. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB6.– М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002.– 496с.

103. Комашинский В.И., Смирнов Д.А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи.– М.:Телеком, 2002.– 94с.

104. Нейроинформатика / Агеев А.Д., Балухто А.Н., Бычков А.В. и др. – М.:ИПРЖР, 2002.– 448с.

105. Norgaard M., Ravn, O., Poulsen, N.K. and Hansen L.K. Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems. Springer: London, 2000.– 287p.

106. Рудковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы.– М.: Горячая линия-Телеком, 2006.– 452 с.

107. Werbos P.J. Backpropagation and neurocontrol: A review and prospectus // Proc. Of International Joint Conf. On Neural Networks.– Vol.1.– Washington, DC.– 1989.– P.209–216.

108. Дубровін В.І., Субботін С.О. Методи оптимізації та їх застосування в задачах навчання нейронних мереж: Навч. посіб. / Запорізький національний технічний ун-т. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2003. – 136 с.

109. Митюшкин Ю. И., Мокин Б. И., Ротштейн А. П. Soft Computing: идентификация закономерностей нечеткими базами знаний. Монография.– Вінниця: Вид-во ВНТУ «Універсум-Вінниця», 2002.– 145 с.

110. Haykin S. Neural Networks. A comprehensive foundation. – New York, NY: Macmillan, 1994. –696 p.

111. Narendra K.S., Parthasarathy K. Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1990. – Vol. 1. –No. 1. – P. 4–27.

112. Руденко О.Г., Бодяньський Є.В. Штучні нейронні мережі.– Харків: ООО «Компанія СМІТ», 2006.– 404 с.

113. Zhang B., Muhlenbein H. Evolving optimal neural networks using genetic algorithms with Occam's razor // Complex systems. – 1993. – N7(3). – P. 199–220.

114. Черноруцкий И.Г. Методы оптимизации в теории управления.– СПб.: Питер, 2004.– 256 с.

115. Мирошник И.В. Теория автоматического управления. Нелинейные и оптимальные системы.– СПб.: Питер, 2006.– 272 с.

116. Слоан Д.А. Управление горными предприятиями / Пер. с англ.– М.: Недра, 1987.– 253с.

117. Денисов А.А., Колесников Д.Н. Теория больших систем управления.– Л.: Энергоиздат.Ленингр. отд-ние, 1982.– 287с.

118. Молчанов А.А. Моделирование и проектирование сложных систем.– К.: Выща школа, 1988.– 359с.

119. Касти Дж. Большие системы. Связность, сложность и катастрофы: Пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – 216 с.

120. Многосвязные системы управления / М.В.Мееров, А.В.Ахметзянов, Я.М.Берщанский и др.; Под ред. М.В.Меерова. – М.: Наука, 1990. – 264 с.

121. Информационная технология. Комплекс стандартов и руководящих документов на автоматизированные системы. – М.: ИПК Изд-во стандартов, 1991.–105с.

122. Volker Rohbeck Промышленные сети // Инф. бюллетень Schneider Automation Club.– 1997.– №2 .– С.2–5.

123. R.W. Lewis, Programming industrial control systems using IEC 1131-3. Revised edition., The Institution of Electrical Engineers, London, United Kingdom, 1998.

124. P.D. Monari, F. Bonfatti, U. Sampieri, IEC 1131-3 Programming methodology. Software engineering methods for industrial automated systems.– CJ International, France, 1999.

125. Концепция Transparent Factory: Web-технология в автоматизации производства: Обзор по материалам «Шнейдер Электрик» // Инф. бюллетень Schneider Automation Club.– 1999.– №7 .– С.22–28.

126. Назаренко Ю.А. DCS и PLC: макро- и микромир технологий автоматизации непрерывных процессов // Инф. бюллетень Schneider Automation Club.– 1999.– №7 .– С.41–48.

127. Жданов Б.И. MES - информационная система уровня цеха и стандарт ISA S95 (MES + S95 = S-MES. Формула интеграции управления производством) // Корпоративные системы.– №3.–2003.

128. ANS/ISA-95.00.03, Enterprise-Control System Integration – Part 3: Models of Manufacturing Operations, Draft 7, Available from The Instrumentation, Systems and Automation Society (ISA), RTP North Carolina, USA.

129. ANS/ISA-95.00.01-2000, Enterprise-Control System Integration – Part 1: Models and Terminology, Part 2: Object Model Attributes, Available from The Instrumentation, Systems and Automation Society (ISA), RTP North Carolina, USA.

130. Геолого-технологическая оценка сырьевой базы ЮГОКа. Разработка и выдача рекомендаций по составу рудной шихты, обеспечивающей получение концентратов, конкурентоспособных на мировом рынке: Отчет о НИР / ин-т Механобрчермет руководитель Г.Р.Радченко.– Кривой Рог, 2000.–60с.

131. Минералого-технологическое изучение руд текущей добычи Валькинского месторождения с целью установления оптимальных технологических режимов обогащения в измененных горно-геологических условиях: Отчет о НИР №0103U005274 / Криворож. техн. ун-т руководитель В.Д.Евтехов.– Кривой Рог, 2004.– 128с.

132. Кочура Е.В., Полинский А.М. Диагностика и оптимизация процессов механической классификации и магнитной сепарации руд. Обогащение руд. Информационный сборник. С. Петербург, 1997, № 5, С. 43–44.

133. Кочура Е.В., Полинский А.М., Лобова Н.А., Абедина Н.И. Автоматизированный комплекс для управления процессами рудоподготовки и магнитного обогащения в режима энергосбережения. Гірнич електромеханіка та автоматика. Н-техн. збірник, Дніпропетровськ.: 1998, 1(60), с. 102–105.

134. Купин А.И., Хомутенко Д.В. Вопросы интеграции распределенных АСУТП на основе промышленных сетей // Академический вестник Международной Академии компьютерных наук и систем.–№15–16.– 2005.–С.95–103.

135. Костров Б.В., Ручкин В.Н. Микропроцессорные системы и микроконтроллеры.– М.: "ТсхБук", 2007. – 320 с.

136. Программируемые контроллеры для систем управления: Ч.1. Архитектура и технология применения / Г.И.Загарий, Н.О.Ковзель, В.И.Поддубняк и др. – Харьков: Регион-информ, 2001. – 316 с.

137. Мишель Ж.. Программируемые контроллеры: архитектура и применение. – М.: Машиностроение, 1992 – 320с.

138. Петров И. В. Программируемые контроллеры. Практическое применение языков стандарта МЭК 61131-3. / Под ред. проф. В. П. Дьяконова. – М.: Солон-Пресс. 2004. – 254с.

139. Андреев Е.Б., Куцевич Н.А., Синенко О.В. SCADA-системы: взгляд изнутри. – М.: РТСофт, 2004 – 176с.

140. Анашкин А.С., Кадыров Э.Д., Хазаров В.Г. Техническое и программное обеспечение распределенных систем управления./ Под ред проф. В.Г. Хазарова – СПб.: П-2, 2004 – 368с.

141. Ослендер Д., Риджи Дж., Рингенберг Дж., Управляющие программы для механических систем: объектно-ориентированное проектирование систем реального времени. – М.: БИНОМ Лаборатория базовых знаний, 2004. – 413с.

142. Статические и динамические экспертные системы / Э.В.Попов, И.Б.Фоминых, Е.Б.Кисель, М.Д.Шапот. – М.: Финансы и статистика, 1996. – 320 с.

143. Зубов Д.А. Динамическая фреймовая экспертная система поддержки решений оператора углеобогатительной фабрики // Искусственный интеллект. – 2002. – №1. – С. 73–80.

144. Ульшин В.А., Зубов Д.А. Интеллектуальный анализ экспертной информации предметной области компьютерных технологий в среде CLIPS // Вісн. Херсонського держ. техн. ун-ту. – 2004. – №1(19). – С. 457–458.

145. Зубов Д.А. Использование CASE-технологий при проектировании производственной экспертной системы // Вісн. Східноукр. нац. ун-ту ім.В.Даля. – 2002. – №1(47). – С. 257–260.

146. Искусственный интеллект: В 3 кн. Кн.1. Системы общения и экспертные системы: Справочник / Под ред. Э.В.Попова. – М.: Радио и связь, 1990. – 464 с.
147. Алиев Р.А., Абдикеев Н.М., Шахназаров М.М. Производственные системы с искусственным интеллектом. – М.: Радио и связь, 1990. – 264 с.
148. Поспелов Г.С. Искусственный интеллект – основа новой информационной технологии. – М.: Наука, 1988. – 280 с.
149. Бондарев В.Н., Аде Ф.Г. Искусственный интеллект: Учеб. пособие для вузов. – Севастополь: Изд-во СевНТУ, 2002. – 615 с.
150. Устинова Г.М. Информационные системы менеджмента: Основные аналитические технологии в поддержке принятия решений. – СПб.:Изд-во «ДиаСофтЮП», 2000.–368с.
151. Бусыгин Б.С., Климович Ю.А. Методы и средства создания корпоративных информационных систем горного предприятия // Сб. научн. трудов НГА Украины №9, Том 1.– Днепропетровск: РИК НГА Украины, 2000.– С.3–18.
152. Ямпольский Л.С., Лавров О.А. Штучний інтелект у плануванні та управлінні виробництвом. – К.: Вища шк., 1995. – 255 с.
153. Назаренко В.М., Назаренко М.В., Купин А.И. Влияние информационных и компьютерных технологий на качество и себестоимость железорудного сырья на примере Ингулецкого и Южного ГОКов // Сб. научн. тр. 2-го междунар. симп. «Оперативный контроль и управление качеством минерального сырья при добыче и переработке».– Ялта, 1999г.– С.110–117.
154. Купін А.І. Узагальнений алгоритм нейромережевої ідентифікації ТП збагачення залізної руди // Вісник КТУ.–Вип.13.–Кривий Ріг: КТУ.– 2006.– С.147–150.
155. Купін А.І. Дослідження одноканальної нейромережевої системи управління подрібненням магнетитових кварцитів в умовах збагачувальної фабрики ГЗК // Вісник ЖДТУ.– №4(39).–Житомир.– 2006.– С.212–215.
156. Купін А.І. Дослідження багатоканальних моделей нейромережевої ідентифікації в умовах технологічних процесів збагачення // Вісник КТУ.– №21.–2008.– С.139–143.
157. Купін А.І. Предикторний алгоритм інтелектуальної ідентифікації технологічного процесу збагачення залізної руди // Матеріали II Між-

- нар. науково-практичної конференції „Сучасні наукові дослідження – 2006”. Том 17.–Технічні науки.– Дніпропетровськ: Наука і освіта, 2006.– С.50–53.
158. Купин А.И. Прогнозирование качественных показателей обогащения железной руды с использованием нейросетевого эмулятора // Материалы II Международной конференции «Стратегия в промышленности и образовании».– Том 1.– ТУ Варна (Болгария).– 2006.– С.99–102.
159. Купин А.И. Нейросетевое прогнозирование показателей обогащения магнетитовых кварцитов // Вісник НТУ “ХПІ”.–№26.– Харків: НТУ “ХПІ”.– 2006.– С.23–31.
160. Бызов В.Ф., Азарян А.А. Проблемы контроля и управления качеством минерального сырья и пути их решения // Сборник научных трудов 3-го международного симпозиума «Оперативный контроль и управление качеством минерального сырья при добыче и переработке».– Кривой Рог, 2002.– С.9–13.
161. Моркун Н.В. Адаптивна система управління процесом магнітної сепарації залізних руд на базі засобів ультразвукового контролю: Автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.13.07. – Кривий Ріг, 2005. – 25 с.
162. Купин А.И. Исследование глубины регрессии при нейросетевой идентификации ТП обогащения магнетитовых кварцитов // Вісник СНУ ім.Даля.–Луганськ.– №11 (117).–2007.– С.101–108.
163. Купин А.И., Назаренко В.М. Исследование авторегрессионных моделей нейросетевой идентификации для процессов обогатительной технологии // Матеріали XIV міжнародної конференції з автоматичного управління (Автоматика-2007).–Ч.2.– Севастополь: СНУЯЄтаП, 2007.– С.147–149.
164. Краснополюсовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування. – Суми: Вид-во СумДУ, 2004.– 261с.
165. Гаркавий В.К., Ярова В.В. Математична статистика. – К.: ВД «Професіонал», 2004.– 384с.
166. Колде Я.К. Практикум по теории вероятностей и математической статистике.– М.: Высш.шк., 1991.– 157с.
167. Кунцевич В.М. Управление в условиях неопределенности: гарантированные результаты в задачах управления и идентификации.– Киев: Наукова думка, 2006.– 264с.
168. Методы классической и современной теории автоматического управления /под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. Т. 3: Синтез регуля-

торов систем автоматического управления. Изд-во МГТУ им. Баумана Н.Г., М.: 2004. – 614 с.

169. Шейко В.М., Кушнарченко В.М. Організація та методика науково-дослідницької діяльності. – К.: Знання-Прес, 2002. – 295с.

170. Цехмістров Г.С. Основы научных исследований. – К.: ВД «Слово», 2004. – 204с.

171. Горский В.Г., Адлер Ю.П. Планирование промышленных экспериментов. – М.: Металлургия, 1974. – 263 с.

172. Джонсон Н., Лион Ф. Статистика и планирование эксперимента в науке и технике: Методы обработки данных. – М.: Мир, 1980. – 512с.

173. Колесов Ю.Б., Сениченков Ю.Б. Моделирование систем. Динамические и гибридные системы. – СПб.: БХВ-Петербург, 2006. – 224с.

174. Елтаренко Е.А., Симонов С.В. Методы решения многокритериальных задач. – М.: МИФИ, 1980.

175. Деордица Ю.С., Нефедов Ю.М. Исследование операций в планировании и управлении: Учеб. пособие. – К.: Выща шк., 1991. – 270 с.

176. Білас О.Є. Методи розпізнавання та класифікації станів систем управління засобами нейромережових технологій: Автореф. дис.... канд. техн. наук: 05.13.06. – Львів, 2004. – 16 с.

177. Растринин Л.А. Современные принципы управления сложными объектами. – М.: Сов.радио, 1980. – 120 с.

178. Химмельблау Д. Прикладное нелинейное программирование. – М.: Мир, 1975. – 534 с.

179. Нестационарные системы автоматического управления: анализ, синтез и оптимизация / под ред. Пупков К.А., Егупова Н.Д. – М.: МГТУ им. Баумана, 2007. – 632 с.

180. Методы классической и современной теории автоматического управления / под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. Т. 2: Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления. – М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2004. – 638 с.

181. Субботін С.О. Методи синтезу моделей багатовимірних нелінійних об'єктів керування на основі нейромережевого підходу: Автореф. дис.... канд. техн. наук: 05.13.03 / Харківський національний ун-т радіоелектроніки. – Х., 2005. – 19с.

182. Методы классической и современной теории автоматического управления / под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. Т. 4: Теория оптими-

зации систем автоматического управления. – М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2004. – 741 с.

183. Фельдбаум А.А. Основы теории оптимальных автоматических систем. – М.: Наука, 1966. – 624 с.

184. Севастьянов П.В., Туманов Н.В. Многокритериальная идентификация и оптимизация технологических процессов. – М.: Наука и техника, 1990. – 224 с.

185. Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетические алгоритмы. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. – 320 с.

186. Goldberg D. E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. – Addison-Wesley, 1989. – 412p.

187. Goldberg D.E., Smith R.E. Nonstationary function optimization using genetic algorithms with dominance and diploidy // Proc. of Second Int. Conf. On Genetic Algorithms and Their Applications. – Cambridge, MA: Lawrence Erlbaum. – 1987. – P. 59–68.

188. Schaffer J. D., Whitley D., Eshelman L. J. Combination of Genetic Algorithms and Neural Networks: A Survey of the State of the Art // Proc. Int. Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks (Eds. L. D. Whitley, J. D. Schaffer). – Baltimore, Maryland. – 1992. – P. 1–3.

189. Jones A. H. Genetic Tuning Of Non-Linear PID Controllers // Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms. Proceedings of the International Conference in Ales, France, 1995 (D. W. Pearson, N. C Steele, R. F. Albrecht, eds.). – Wien: Springer Verlag, 1995. – P. 412–415.

190. Ribeiro B., Dourado A., Costa E. Industrial Kiln Multivariable Control: MNN And RBFNN Approaches // Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms. Proceedings of the International Conference in Ales, France, 1995 (D. W. Pearson, N. C Steele, R. F. Albrecht, eds.). – Wien: Springer Verlag, 1995. – P. 408–411.

191. Назаренко М.В., Назаренко В.М., Купин А.И. Применение ГИС-технологий для автоматизации диспетчерского управления технологическим транспортом в карьере // Сборник научных трудов Национальной горной академии Украины. – №9, т.1. – Днепропетровск, 2000. – С.191–195.

192. Назаренко М.В., Назаренко В.М., Хоменко С.А., Купин А.И. Интеллектуальні системи прийняття рішень при плануванні гірничих робіт в розробках "Кривбасакадемінвест" // Сборник научных трудов

Национальной горной академии Украины. – Днепропетровск. – 2001. – №12, т.1. – С.190–194.

193. Назаренко М.В., Назаренко В.М., Хоменко С.А., Купін А.І. Современные информационные технологии для управления работой рудником горно-обогатительного комбината // Разработка рудных месторождений: респ. міжвідомчій наук.-техн. збірник Мін. освіти України. – Кривий Ріг. –№77. –2002. – С.67–71.

194. Назаренко М.В., Назаренко В.М., Хоменко С.А., Купін А.І. Концептуальний підхід до побудови сучасної комплексної системи управління гірничим підприємством на основі ГІС-технологій //Сборник научных трудов Национального горного университета. – №14, т.2. – Днепропетровск, 2002. – С.13–22.

195. Назаренко В.М., Назаренко М.В., Смирнова Н.В., Купін А.І., Хоменко С.А. Шляхи збереження та розвитку потенціалу вітчизняних ІТ-технологій // Вісник КТУ. – Кривий Ріг. – 2005. – №9. – С.95–100.

196. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры. Кн.3: Учеб.пособие для вузов.–М.: ИПРЖР, 2000.–528 с.

197. Логовский А.С. Зарубежные нейропакеты: современное состояние и сравнительные характеристики.–Нейрокомпьютер.– 1998.– №1–2.

198. Казанцев П. А.1, Скрибцов П.В. «Нейроматематика» - открытый пакет для решения сложных прикладных математических задач с использованием нейросетевых алгоритмов // Сб.трудов 9-й научн.-техн. конф. «Цифровая обработка сигналов и ее применения» (DSPA-2007).– М.:ИПУ РАН. –2007. – С.522–527.

199. Некрасов В.А. Нейросимуляция // Компьютерра.–2002.–№20.

200. Николаев А.Б., Фоминых И.Б. Нейросетевые методы анализа и обработки данных. – М.: МАДИ (ГТУ), 2003. – 95с.

201. Шахнов В., Власов А., Кузнецов А. Элементная база параллельных вычислений // Открытые системы. – 2001. – №5–6.

202. Власов А.И. Аппаратная реализация нейровычислительных управляющих систем //Приборы и системы управления. – 1999. – №2. – С.61–65.

203. Babenko L.K., Chefranov A.G., Fedorov P.A., Korobko A.Yu., Makarevich O.V. Operating System and Programming Technology for Neurocluster Based on NM 6403 Microprocessors // Искусственный интеллект.– №3.–2001.–Донецк: Гос.ун-т искусств-го интел-та.– С.147–151.

204. Черников В.М., Вискне П.Е., Шелухин А.М., Шевченко П.А., Панфилов А.П., Косоруков Д.Е., Черников А.В. Семейство процессоров обработки сигналов с векторно-матричной архитектурой NeuroMatrix // Компоненты и системы. –№8. – 2006. – С.78–88.

205. Варава Л.М. Методичні підходи до розробки підвищення конкурентоспроможності сировинної продукції // Вісник КТУ.– №21.– 2008.– С.237–241.

206. Экономика автоматизации: организация, методы, эффективность: Пер. с нем. / Под ред. Фр.Плешака. – М.: Экономика, 1989. – 320 с.

207. Эффективность автоматизации производства / Н.Г.Чумаченко, М.Д.Айзенштейн, Л.С.Винарик и др.– К.: Техника, 1991.– 163с.

208. Назаренко В.М., Купін А.І. Сучасний стан, проблеми та перспективи розвитку інтегрованих систем управління на підприємствах ГМК // Академический вестник Международной Академии компьютерных наук и систем.–№20.–2007.– С.61–66.

209. Назаренко В.М., Купін А.І. Технично-економічні передумови екстремального управління обогаченням з метою підвищення якості залізничного концентрату // Сб. научн. трудов симпозиума „Якість мінерального сировини” Кривий Ріг: АГН України.-2002.- С.80-84.

210. Kupin A. Neural identification of technological process of iron ore beneficiation // Proceedings of 4th IEEE Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems Technology and Applications (IDAACS'2007).– Dortmund, Germany.–2007.– P.225–227.

211. Купін А.І. Симпліціальний аналіз інформаційних та управляючих потоків в умовах магнітозбагачувальної фабрики ГЗК // Сб. научн. трудов міжн. симпозиума „Якість мінерального сировини”. – Кривий Ріг: КТУ-Трионик. –2008. – С. 379–384.

212. Купін А.І. Структура комбінованої багатоканальної системи класифікації та інверсно-прогнозуючого управління в умовах ТП збагачення // Матеріали ХХV Міжнародної конференції з управління (Автоматика-2008). – Одеса: ОНМА, 2008. – С.822–825.

213. Анализ и поиск путей экономии энергоресурсов при оптимизации технологических процессов обогачения руд: Отчет о НИР Криворожский горнорудный институт (КГРИ) в 3ч., 21-760-84 № Г.Р 01840048959. Инв. № 0286.0038321. – Кривий Ріг, 1985 Ч.1 – 1985–89с., Ч.2.–1985. – 83 с., Ч.3.–1985. – 83 с.

214. Марюта А.Н. Контроль качества железорудного сырья / Марюта А.Н., Младецкий И.К., Новицкий П.А.– К.: Техніка, 1976. – 220 с.

215. Анализ и поиск путей интенсификации технологии измельчения железных кварцитов и экономии электроэнергии: Отчет о НИР: Криворожский горнорудный институт (КГРИ) в 2ч., 28-126-86 №Г.Р 01860077835. Инв. № 0396.0048, – Кривой Рог, 1986, Ч.1 – 1986.–97с., Ч.2–1986. – 137 с.

216. Кочура Є.В. Моделювання макроекономічної динаміки / Є.В.Кочура, В.М.Косарев. – Д.: Вид-во Дніпропетровського університету економіки та права (ДУЕП), 2003. — 235с.

217. Бызов В.Ф. Усреднительные системы на горно-обогатительных предприятиях / Бызов В.Ф. – М: Недра, 1988. – 213 с.

218. Купін А.І. Інтелектуальна ідентифікація та керування в умовах процесів збагачувальної технології : Монографія / А.І.Купін. – Кривий Ріг: КТУ. – 2008. – 204 с.

219. Маликов Р.Ф. Практикум по имитационному моделированию сложных систем в среде AnyLogic 6 / Р.Ф. Маликов. — Уфа: Изд-во БГПУ, 2013. — 296 с.

220. Управление большими системами 2016 №59 / Сборник трудов. Выпуск 59. М.: ИПУ РАН, 2016. — 246 с.

221. Ткачѳв Р.Ю. Автоматизированные системы управления технологическими процессами / Р.Ю.Ткачѳв, С.С.Денищик: Монография, Алчевск: ДГТУ, 2012. — 176 с.

222. Синтез технологических схем обогащения с применением ЭВМ/ [Л.А.Барский, В.З.Персиц, Е.Г.Тресков и др.].– В кн.: Флотационные системы, процессы и аппараты при переработке минерального сырья. – М., 1974.– С. 161–170.

223. Купін А.І., Шиповський Г.В., Музика І.О. Система автоматичного управління процесом збагачення / Патент на корисну модель, № 66425А Бюл. №2/21.02.2011, № 66425 Бюл. №1/10.01.2012.

224. Abraham A. Pattern Analysis, Intelligent Security and the Internet of Things / A.Abraham, A.K.Muda, Y.-H.Choo.- Springer, 2015. — 356 p.

225. Зимин В.В. Промышленные сети / В.В. Зиминю.- Н.Новгород: НГТУ, 2006. — 252 с. — ISBN 5-93272-339-4.

226. Bolton W. Programmable Logic Controllers / W.Bolton.- New York: Newnes, 2015. — 424 p.

227. IEC 61131-3: Programming Industrial Automation Systems. Concepts and Programming Languages. Karl-Heinz John. Michael Tiegelkamp.- 240 p.

228. Posselt G. Towards Energy Transparent Factories / G. Posselt.- Springer, 2016. – 305 p. – ISBN: 9783319208688

229. Bryan L. Programmable controllers. Theory and implementation / L.Bryan.- ThriftBooks : Silver Arch, 1997.- 1035 p.

230. MES - теория и практика. Выпуск 1 (2009). - М.: MESA-International, 2009. - 78 с.

231. ANSI/ISA-95.00.03-2005 Enterprise-Control System - Integration Part 3: Activity Models of Manufacturing Operations Management / An American National Standard. Instrumentation Systems, and Automation Society (ISA). Approved 6 June 2005. 104p. ISBN: 1-55617-955-

232. ANSI/ISA-95.00.02-2001 Enterprise-Control System Integration Part 2: Object Model Attributes / An American National Standard. Instrumentation Systems, and Automation Society (ISA). Approved 17 October 2001. 104p. ISBN: 1-55617-773-

233. Потураев В.Н. Мельницы самоизмельчения / В.Н.Потураев, Н.И.Сокур.– К.: Наукова думка, 1988.– 220 с.

234. Линч А. Циклы дробления и измельчения / Линч А.– М.: Недра, 1981.– 342 с.

235. Новицкий И.В. Автоматическая оптимизация процесса самоизмельчения руд в барабанных мельницах: Автореф. дис. ... д-ра техн. наук: спец. 05.13.07 “Автоматизация технологических процессов”.– Днепропетровск, 2002. – 31 с.

236. Ткач Т.Ю. Анализ современного состояния управления процессом классификации второй стадии измельчения / Т.Ю.Ткач, Е.К.Бабец // Сб. научн. трудов 3-го межд. симпозиума «Оперативный контроль и управление качеством минерального сырья при добыче и переработке».– Кривой Рог, 2002.– С.138–145.

237. Изучение и отработка технологии обогащения магнетитовых кварцитов с применением гидроциклонов, оснащенных коническими цилиндрическими песковыми насадками в условиях РОФ-1 НкГОК: Отчет о НИР / НИК Криворож.техн. ун-та. Рук. В.С.Гвоздик.– Рег.№2234/18-561-05, №ГР0105U003726.– Кривой Рог, 2005.– 132 с.

238. Поваров А.И. Гидроциклоны на обогатительных фабриках / Поваров А.И.– М.: Недра, 1978.–232 с.



239. Воробьев А.Н. Особенности новой технологии предобогащения магнетитовых руд / А.Н.Воробьев // Сб. научн. трудов міжн. симпозиума „Качество минерального сырья”. – Кривой Рог: КТУ-Трионик. – 2008. – С. 178–182.

240. Кондратец В.О. Адаптивне розподілене керування подрібненням руди кульовими млинами з оптимізацією динаміки розрідження пульпи: дис. ... докт. техн. наук : 05.13.07 / Кондратец Василь Олександрович; М-во освіти і науки України, ДВНЗ «Криворіз. нац. ун-т». – Кривий Ріг, 2015.

241. Кочура Е.В. Разработка и экспериментальные исследования устройства для автоматического контроля и управления магнитным полем сепаратора / Е.В.Кочура, В.И.Коломиец. Обогащение руд. Информационный сборник. С. Петербург, 1991, № 6, с.30.

242. Младецкий И.К. Моделирование процесса магнитной сепарации руд / И.К.Младецкий, А.Н.Марюта – Киев, Донецк: Вища школа. Головное изд-во, 1984. – 135с.

243. Kupin A. Usage of training methods to parameterization of multilayer neural computing structures for technological processes / A.Kupin, Y.Kumchenko // *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. Науково-технічний журнал.- Вип. 5(69).- Харків «ХАІ», 2014.- С.100-104.

244. Kupin A. The analysis of possibilities of modern neural network simulator software for realization of local intellectual regulators / A.Kupin, B.Mysko // *Computer Science, Information Technology, Automation*, 2016, No.2, p.p. 36-40.

245. Исследование и разработка алгоритма прямого цифрового управления процессами измельчения и классификации первой и второй стадии технологического процесса обогатительной фабрики КГОКОР. Разработка математических моделей управляемых технологических процессов секции обогатительной фабрики КГОКОР: Отчет о НИР / Криворожский горно-рудный ин-т (КГРИ). Рук. В.П.Хорольский, 221-87/38-165-87.– № Г.Р. 01870087911.–Инвар.№0289.0002443.– Кривой Рог, 1998.– 217 с.

246. Исследование вещественного состава и обогатимости магнетитовых кварцитов Ингулецкого месторождения: Отчет о НИР / ин-т Механобрчермет руководитель Ф.В.Абраменко. – Кривой Рог, 1982. –95с.

247. Астафьев Ю.П. Автоматизированные системы управления горно-рудными предприятиями / Ю.П.Астафьев, Г.К.Полищук.– К.: Вища школа, 1984.– 216 с.

248. Сокур Л.М. Дробильно-сортировочное и транспортное оборудование: монография / Л.М.Сокур, Е.К.Бабец, Н.И.Сокур, Ю.Н.Чебенко.– Кременчуг: Изд-во ЧП Щербатых А.В., 2011.– 236 с.

249. Сокур Н.И. Центробежные дробилки: монография / Н.И.Сокур, И.Н.Сокур, Л.М.Сокур. – Кременчуг: Изд-во ЧП Щербатых А.В., 2009.– 236 с.

250. Ткаченко В.Н. Математическое моделирование, идентификация и управление технологическими процессами тепловой обработки материалов / В.Н.Ткаченко. - К: Наукова думка, 2008.– 250с.

251. Назаренко В.М. Інформаційні системи в управлінні великими об'єктами / В.М.Назаренко.– Кривий Ріг: Видавничий центр ДВНЗ «КНУ», 1987.– 287 с.

252. Купин А.И. Кластеризация статистических данных работы секции обогащения / А.И.Купин, А.А.Сенько // *Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць*.- Вип. 2(109).- Дніпро, 2017.- 95-101.

253. Adamski M. Design of Digital Systems and Devices / M.Adamski, A.Barkalov, M.Wegrzyn - Springer, 2011. - 366 p. - ISBN: 3642175449

254. Приборы и средства автоматизации: Отраслевой каталог/ Информ-прибор.; Ч. 1-3. – М.: 1991.

255. Олссон Г. Цифровые системы автоматизации и управления / Густав Олссон, Джангуидо Пиани. – СПб.: Невский диалект, 2001. – 557 с.

256. Техничко-економічні показателі горних підприємств за 1990-2006гг. – Екатеринбург: ИГДУрО РАН. –2007. – 390 с.

257. Прокопов А.А. Применение программируемых контроллеров для управления технологическим оборудованием / А.А.Прокопов, Н.И.Татаринцев, Л.А.Цирлин: Уч. пособие. – СПб ГЭТУ, 2003. – 75 с.

258. H. Dag. Programmable Logic Controllers: A Practical Approach to IEC 61131-3 using CoDeSys / H. Dag. Hanssen.- Wiley, 2015. - 408p.

259. Пупена О.М. Програмування промислових контролерів у середовищі Unity Pro: навч. посібник / О.М.Пупена, І.В.Ельперін. – К.: Вид-во Ліра-К, 2013. – 376 с.

260. Гнатієнко Г. Експертні технології прийняття рішень / Г.Гнатієнко, В.Снитюк – К.: ТОВ «МАКЛАУТ», 2008 – 444 с.

261. Трунов О.М. Рекуррентна апроксимація у задачах моделювання та проектування: [монографія] / О.М.Трунов. – Миколаїв: Вид-во ЧДУ ім.П.Могили, 2011. – 272 с.

262. Локазюк В.М. Мікропроцесори та мікроЕОМ у виробничих системах / Локазюк В.М. – К.: Вид. центр “Академія”, 2002. – 368 с.

263. Микропроцессоры в системах управления процессами обогащения / [К.П.Власов, И.Г.Абраменко, В.В.Шатилло, А.С.Чеканов]. – М.: Недра, 1992. – 172 с.

264. Управляющие вычислительные комплексы: [Учеб. пособие] / Под ред. Н.Л.Прохорова. – 3-е изд., перераб. и доп. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 352 с.

265. Системы и устройства автоматики для горных предприятий на основе микроэлектроники и микропроцессорной техники / Под ред. Ю.Н.Камынина и Л.Г.Мелькумова. – М.: Недра, 1992. – 363 с.

266. Кузнецов Б.И. Микропроцессорное управление многоканальными системами высокой точности / Б.И.Кузнецов, В.Е.Сергеев, В.М.Чернышев. – К.: Техника, 1990. – 208 с.

267. Криницкий Н.А. Автоматизированные информационные системы / Н.А.Криницкий, Г.А.Миронов, Г.Д.Фролов; под ред. А.А.Дородницына. – М.: Наука, 1982. – 384 с.

268. Ямпольский Л.С. Системы штучного інтелекту в плануванні, моделюванні та управлінні / Л.С.Ямпольский, Б.П.Ткач, О.І.Лисовиченко.– К.: ДП «Вид.дім «Персонал», 2011. –544 с.

269. Комплекс ресурсо- и энергосберегающих геотехнологий добычи и переработки минерального сырья, технических средств их мониторинга с системой управления и оптимизации горнорудных производств / Азарян А.А., Вилкул Ю.Г., Капленко Ю.П. и др. - Кривой Рог : Минерал, 2006. – 216 с.

270. Леонинков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А.В.Леонинков.– СПб.:БХВ-С.Петербург, 2003.– 736 с.

271. Kupin A. Selection and calculation of the main system components of optimal control of technological processes production and processing / A.Kupin, P.Zholondiyevsky, D.Kuznetsov, V.Poddubny // International Journal of Engineering and Technical Research (IJETR) ISSN: 2321-0869 (O) 2454-4698 (P) Volume-7, Issue-9, September 2017, p.p. 29-31.

272. Kupin A. Research of properties of conditionality of task to optimization of processes of concentrating technology is on the basis of application

of neural networks / A.Kupin // Metallurgical and Mining Industry, 2014, No4, p.p. 51-55.

273. Kupin A. Application of neurocontrol principles and classification optimisation in conditions of sophisticated technological processes of beneficiation complexes / A.Kupin // Metallurgical and Mining Industry, 2014, No6, p.p. 16-24.

274. Kupin A. Principles of intellectual control and classification optimization in conditions of technological processes of beneficiation complexes / A.Kupin, A.Senko // Proceedings of the 11th International Conference on ICT in Education, Research and Industrial Applications: Integration, Harmonization and Knowledge Transfer (ICTERI-2015), Lviv, Ukraine, May 14-16, 2015, p.p.153 160.

275. Липовик В.В. Теорія ймовірностей: Підручник / В.В.Липовик, О.В.Максимов, Л.В.Коломойцева. – Кривий Ріг: Видавничий дім, 2007.– 247с.

276. Болдин М.В. Практикум по теории вероятностей и математической статистике / М.В.Болдин, Е.С.Кочетков: Учебное пособие. — М.: Изд-во МАИ, 1993. — 92 с.

277. Назаренко В.М. Інтелектуальне управління технологічним процесом збагачення магнетитових кварцитів / В.М.Назаренко, А.І.Купін // Матеріали XIII Міжнародної конференції з автоматичного управління (Автоматика-2006).– Вінниця, УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2006.–С.406–409.

278. Купін А.І. Багатоканальна ієрархічна система інтелектуального управління технологічною лінією збагачення / А.І.Купін // Матеріали Міжнародної конференції «Гірничо-металургійний комплекс: досягнення, проблеми та перспективи розвитку».– Кривий Ріг: Вид-во КТУ, 2009. –С.226.

279. Купин А.И. Исследование влияния глубины регрессии на сходимость и качество идентификации ТП обогащения в нейросетевом базисе / А.И.Купин // Материалы III Международной конференции «Стратегия качества в промышленности и образовании».– Том 2.– Ту Варна (Болгария), 2007: – С.529–532.

280. Рафалес-Ламарка Э. Методология научно-технического исследования / Эрнесто Рафалес-Ламарка.– Луганск, ЛМСИ: Изд. Лугань, 1992.–218с.

281. Азарян А.А. Основы научных исследований: учебн. пособие / А.А.Азарян, Р.С.Азарян. Кривой Рог: КТУ, 2010. 231с.

282. Петрук В.Г., Володарський Є.Т., Мокін В.Б. Основи науково-дослідної роботи. Навчальний посібник / Під ред. д.т.н., проф. Петрука В. Г.– Вінниця: ВНТУ, 2015. – 143 с.

283. Рубинштейн Ю.В. Математичні методи в збагаченні корисних копалин / Ю.В.Рубинштейн, Л.А.Волков. – М.: Надра, 1987. – 296с.

284. Купер Дж. Вероятностные методы анализа сигналов и систем / Дж.Купер, К.Макгилом. – М.: Мир, 1989. – 376 с.

285. Джонсон Н. Статистика и планирование эксперимента в науке и технике: Методы обработки данных / Н.Джонсон, Ф.Лион. –М.: Мир, 1980. – 512 с.

286. Козенко Г. Буровзрывные работы на горно-обогатительном комплексе металлургического комбината «Криворожсталь» / Г.Козенко, В.Домничев, В.Черконос, В.Сидоренко, Г.Еременко // Горная промышленность.– №2.–2003.– С.11–12.

287. Вентцель Е.С. Исследование операций / Вентцель Е.С. – М.:Знание, 1976. – 640 с.

288. Деордица Ю.С. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений / Ю.С.Деордица: Учебно-методическое пособие для студентов заочной формы обучения Луганск: ВНУ, 2005. – 64 с.

289. Жосан А.А. Розробка алгоритмів дуального управління відцентровим дезінтегратором руд: Автореф. дис. ... канд. техн. наук: спец. 05.13.07 “Автоматизація управління технологічними процесами” / А.А.Жосан. – Кривий Ріг, 1998. – 16 с.

290. Рей У. Методы управления технологическими процессами / Рей У.; пер. с англ. – М.: Мир, 1983. – 368 с.

291. Остапенко П.Е. Теория и практика обогащения железных руд / Остапенко П.Е. – М.: Недра, 1985. – 270 с.

292. Субоптимальное управление нестационарными многоканальными объектами с большим запаздыванием на базе предикторных алгоритмов: Отчет о НИР: Восточноукраинский национальный университет им.В.Даля, ГН-10-05, № Г.Р. 0105U000255. – Луганск, 2008. – 105 с.

293. Семенцов Г.Н. Аналіз ергодичності нетипових випадкових процесів / Г.Н.Семенцов, О.В.Фадеева // Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки. – 2008. – №1. – С.74-81.

294. Купин А.И. Исследование инверсных моделей нейроконтроллера для систем интеллектуального управления ТП горнорудных предприятий / А.И.Купин, С.А.Рубан // Вісник КТУ.– №18.–2007.– С.157–161.

295. Kupin A. Automatic control of the ore suspension solid phase parameters / A.Kupin, N.Morkun // Metallurgical and Mining Industry, 2016, No11, p.p. 13-16.

296. Kupin A. Identification of technological process of iron ore enriching with using neural nets / A.Kupin // Proceedings Of the 3rd International Conference ACSN-2007.–Ukraine, Lviv: Publishing House of Polytechnic National University, 2007.– С. 83–84.

297. Купин А.И. Математическая модель маршрутизации трафика в гетерогенной информационной среде / А.И.Купин, И.О.Музыка, Б.А.Поддубный // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць.- Вип. 2(109).- Дніпро, 2017.- 14-19.

298. Купін А.І. Дослідження властивостей системи нейрокерування магнітним сепаратором / А.І.Купін // Матеріали V Міжнародної конференції «Стратегія якості в промисловості та освіті». Том 1. ТУ Варна (Болгарія), 2009. – С.250-253.

299. Купін А.І. Дослідження нейро-нечітких предикторів для систем інтелектуального управління технологічними процесами гірничо-збагачувальних підприємств / А.І.Купін, С.А.Рубан // Тези доповідей першої міжнародної науково-технічної конференції «Інтелектуальні системи в промисловості і освіті-2007». – Суми: Вид-во СДУ. –2007. – С. 173–176.

300. Купін А.І. Інтелектуальне керування процесом магнітної сепарації / А.І.Купін, В.М. Назаренко // Матеріали XVI Міжнародної конференції з управління (Автоматика-2009). – Чернівці: ЧНУ ім.Ю.Федьковича, 2009. – С. 169–171.

301. Пат. 51044 Україна, МПК В03В13/00. Система автоматичного керування процесом збагачення / В.М. Назаренко, М.В. Назаренко, Н.В. Смирнова, А.І. Купін.– Заявл. 15.11.2002; Опубл. 16.05.2005; Бюл. №5.– 3с.

302. Купин А.И. Оптимизация технологических процессов добычи и обогащения железных руд на основе применения комплексного моделирования / Купин А.И., Темченко О.А., Шиповский Г.В., Музыка И.О. // Вісник КНУ.– №35.–2013.– С.142-145.

303. Купін А.І. Оцінка статистичних параметрів штучних нейроструктур, призначених для керування нелінійними динамічними об'єктами / А.І.Купін // Науковий вісник Чернівецького університету. – Вип. 423. Ч. I. –Чернівці: ЧНУ, 2008.– С.77–82.

304. Промислові випробування інтелектуальної технології автоматизованого нейрокерування процесом збагачення магнетитових кварцитів в умовах невизначеності: Звіт про НДР №0109U005385 / Криворіз. техн. ун-т керівник А.І.Купін.– Кривий Ріг, 2009.– 107 с.

305. Удовенко С. Г. Субоптимальне керування багатозв'язними стохастичними об'єктами на основі байєсівського підходу: Автореф. дис... д-ра техн. наук: 05.13.03 / Удовенко Сергій Григорович. Харківський національний ун-т радіоелектроніки. Х., 2004. 32с.

306. Основы моделирования сложных систем / Под ред. И.В. Кузьмина.– Вища школа, 1981.– 360 с.

307. Шостак І.В. Методологія створення інтегрованих систем підтримки прийняття рішень в ієрархічних структурах управління: автореф. дис... д-ра техн. наук: 05.13.06 / І.В.Шостак.– Національний аерокосмічний ун-т ім. М.Є.Жуковського "Харківський авіаційний ін-т". – Х., 2008. – 34с.

308. Купін А.І. Ієрархічна модель інформаційних та управляючих потоків в умовах технологічної лінії магнітозбагачувальної фабрики ГЗК / А.І.Купін // Вісник НТУ "ХПІ".–№10.– Харків: НТУ "ХПІ".– 2009.– С.138–145.

309. Купін А.І. Еволюційна оптимізація параметрів технологічного процесу збагачення магнетитових кварцитів / А.І.Купін // Вісник Житомирського державного технологічного університету. –Житомир.– №4(47) .–2008.– С.230–239.

310. Купин А.И. Распределенная система оптимального управления технологическими процессами обогащительного производства на основе динамической пространственно-временной модели / А.И.Купин, Н.В.Моркун // Вісник КНУ.– №43.–2016.– С.93-99.

311. Купін А.І. Підхід до ідентифікації параметрів моделей технологічних процесів гірничого виробництва / А.І.Купін, І.О.Музика // Системні технології. Регіональний збірник наукових праць.- Випуск 3(74).- Дніпропетровськ, 2011.- С.86-93.

312. Купін А.И. Обзор существующих экспертных систем для поддержки принятия решений в области горного дела / М.В.Назаренко, А.И.Купин, А.В.Азарян // Качество минерального сырья / Сборник научных трудов.- Кривой Рог, 2011.- С.320-323.

313. Kupin A. Intelligent control of repair process of industrial facilities with distributed infrastructure on the basis of CPS / Muzyka I., Romanov M.,

Ruban S., Savitskyi O., Kharlamenko V. // *Advances in Cyber-Physical Systems*. – Vol. 1, No. 2. – Lviv, 2016. – P.87-92.

314. Poddubny B. Information Technology for Processing of Industrial Big Data with Distributed Infrastructure on the Basis of Smart Agents and Parallel Algorithms / B.Poddubny, A.Kupin, I.Muzyka, O.Savvitsky, S.Ruban, V.Kharlamenko // *International Journal of Engineering and Technical Research (IJETR)* ISSN: 2321-0869 (O) 2454-4698 (P) Vol-ume-7, Issue-9, September 2017, p.p. 25-28.

315. Kupin A. Analysis of potential opportunities and rationale of cyber-physical systems for mining and metallurgical complex / A.Kupin, I.Muzyka // *Computer Science, Information Technology, Automation*, 2016, No.4, p.p. 25-29.

316. Купін А.І. Підхід класифікаційної оптимізації в умовах процесів збагачувальної технології / А.І.Купін // Вісник СХУ ім.Даля.– Луганськ.– №9 (127).–2008.– С.99–109.

317. Купін А.І. Алгоритм узгодженого керування стадіями збагачення магнетитових кварцитів / А.І.Купін // Матеріали VII Міжнародної конференції «Стратегія якості в промисловості та освіті».- Том 2.- ТУ Варна (Болгарія), 2011: - С.155-158.

318. Комплексна система управління підприємством: свідоцтво на реєстрац. авторськ. права на твір 9804 Україна, комп'ютерна програма / В.М. Назаренко, М.В. Назаренко, Н.В. Смирнова, С.А. Хоменко, А.І. Купін; дата реєстрації 15.04.2004.

319. Kupin A. Selection and calculation of the main system components of optimal control of technological processes production and processing / A.Kupin, N.Morkun // *Computer Science, Information Technology, Automation*, 2016, No.4, p.p. 33-37.

320. Купін А.І. Паралельний алгоритм навчання багатозв'язних нейромережових структур / А.І.Купін, Д.І.Кузнецов // Збірник наукових праць НГУ. - №32. - Дніпропетровськ: РВК НГУ, 2009. - 135-141.

321. Крючин О.В. Обзор нейросимуляторов для персональных компьютеров и кластерных систем / О.В. Крючин, А.С. Козадаев, А.А. Арзамасцев // *Вестник ТГУ*, т.17, вып.1, 2012. – С.168–172.

322. Мисуно И. Модульный программный нейрокомпьютер SNC: реализация и применение / И. Мисуно, Д. Рачковский, Е. Ревунова, С. Слипченко, А. Соколов, А. Тетерюк // *Управляющие системы и машины*, 2005. — № 2. — С. 74–85.

323. Чернодуб А. М. Навчання динамічних нейронних мереж на задачах довгострокового прогнозування: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня канд. техн. наук : спец. 05.13.25 - системи та засоби штучного інтелекту / А. М. Чернодуб. – К.: ІПММІС, 2016. – 22с.
324. Бодяньський Є.В. Методи обчислювального інтелекту в системах керування технологічними процесами феросплавного виробництва : Монографія (наукове видання) / Є.В.Бодяньський, Є.І Кучеренко, О.І.Михальов, В.О.Філатов, М.М.Гасик, В.С.Куцин. – Дніпроперовськ: НМетАУ, 2011. – 420с.
325. Резник О.М., Калина Е.А., Садова Е.Г., Дехтяренко А.К., Сичов О.С., Галинська А.О. Багатофункціональний нейрокомп'ютер NeuroLand // Математичні машини і системи. – 2003. – №1. – С.36–45.
326. Різник О.М. Динамічна асоціативна пам'ять на основі відкритої рекурентної нейромережі / Різник О.М., Дзюба Д.О. // Математичні машини і системи. - 2010. - №2. - С.50-60.
327. Reznik A.M., Galinskaya A.A., Dekhtyarenko O.K., Nowicki D.W. Preprocessing of matrix QCM sensors data for the classification by means of neural network // Sensors and Actuators B, Special issue: ISOEN. - 2003. - Vol. 106/1. - P.158 163.
328. Попова О.С. Слияние потоковых видеоизображений на процессоре NeuroMatrix NM6403 / О.С.Попова // Цифровая обработка сигналов 2006 №04.– М.: Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова, 2006. -72 с.
329. Костров Б.В. Архитектура микропроцессорных систем / Б.В.Костров, В.Н.Ручкин.- М.: Издательство Диалог-МИФИ, 2007 - 304 с. ISBN 5-86404-214-5
330. Рейтинг глобальної конкурентоспроможності [Електроний ресурс]// Інформаційне агентство Interfax-Україна. – Режим доступу: <http://ua.interfax.com.ua/news/general/166276.html>
331. Эффективность автоматизации производства / [Н.Г.Чумаченко, М.Д.Айзенштейн, Л.С.Винарик и др.].– К.: Тэхника, 1991.– 163с.
332. Пославский М.А. Интегральный критерий оценки экономической эффективности внедрения автоматизации // Современные проблемы прикладной информатики: сб. науч. тр. II научно-практической конференции. СПб.: СПбГИЭУ, 2006. -С.186.

Наукове видання

**Купін Андрій Іванович**  
**Сенько Антон Олександрович**  
**Мисько Богдан Степанович**

Ідентифікація та автоматизоване керування  
в умовах процесів збагачувальної технології на основі методів  
обчислювального інтелекту

Редактор О.Г. Самойлюк  
Коректор Л.Б. Басюк  
Комп'ютерний набір та верстка авторська

Підп. до друку 01.02.2018. Формат 60x84/16.  
Папір офсетний. Умовн.друк.арк. 15,35. Обл.-вид.арк. 11,53  
Умовн.фарбовідб. 16,5. Наклад 100 прим.  
Замовлення №1.